



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108053396 A

(43)申请公布日 2018.05.18

(21)申请号 201711346145.7

(22)申请日 2017.12.15

(71)申请人 中国矿业大学

地址 221116 江苏省徐州市铜山区大学路
中国矿业大学科研院

(72)发明人 周玉 李雷达 卢兆林

(74)专利代理机构 南京瑞弘专利商标事务所
(普通合伙) 32249

代理人 杨晓玲

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06T 5/00(2006.01)

G06T 7/12(2017.01)

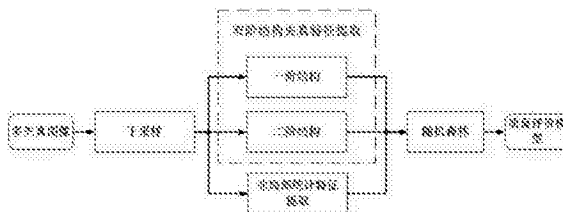
权利要求书3页 说明书11页 附图1页

(54)发明名称

一种多失真图像质量的无参考评价方法

(57)摘要

本发明提出一种多失真图像质量的无参考评价方法,该方法是一种基于双阶结构失真和非局部统计的评价方法,包括步骤:首先对多失真图像进行下采样得到多个分辨率的图像。提取每个分辨率图像的双阶结构特征用来评价图像中的结构失真。所有的结构特征构成了第一组质量评价特征。然后,提取每个分辨率图像的非局部相似性统计特征,将这些特征作为第二组质量评价特征。最后,将图像的两组特征作为输入,利用随机森林训练出多失真图像的质量评价模型。本发明的性能明显优于现有的无参考图像质量评价方法,且具有很好的跨库性能,可扩展性强。



1. 一种多失真图像质量的无参考评价方法,其特征在于,包括步骤:

(1) 获取M副原始多失真图像,对每一幅原始多失真图像执行步骤(1-1)至(1-3)

(1-1) 记任意一幅原始多失真图像为 I_0 ,对图像 I_0 分别进行n次下采样,得到n幅下采样图像,并记 I_i 为第i个下采样图像, $i \in [1, 2, \dots, n]$;将图像 I_0 至 I_n 归入图像 I_0 的样本集合;

(1-2) 对样本集合中每一幅图像进行双阶结构特征提取,获取每一幅图像的一阶结构失真特征和二阶结构失真特征;

(1-3) 对样本集合中每一幅图像进行非局部相似性统计特征提取,获取每一幅图像的两个非局部相似性统计特征;

(1-4) 步骤(1-2)和(1-3)提取出的所有特征参数共同构成图像 I_0 的特征集合;

(2) 将M幅原始多失真图像的特征集合合并形成一个训练参数集合,采用随机森林法从训练参数集合的所有特征参数中学习出一个多失真图像质量评价模型;

(3) 通过多失真图像质量评价模型评价待测多失真图像。

2. 根据权利要求1所述的一种多失真图像质量的无参考评价方法,其特征在于,所述一阶结构特征包括结构信息量特征和结构能量特征;其中,结构信息量特征的计算步骤包括:

(2-1) 求出图像 I_i 的梯度图像 g_i , $i=0,1,\dots,n$:

$$g_i(x,y) = \sqrt{\nabla h_i(x,y)^2 + \nabla v_i(x,y)^2}, i=0,1,\dots,n$$

$$\nabla h_i(x,y) = [-1 \ 0 \ 1] * I_i$$

$$\nabla v_i(x,y) = [-1 \ 0 \ 1]^T * I_i$$

式中, $g_i(x,y)$ 表示梯度图像 g_i 中像素点 (x,y) 处的像素值, $\nabla h_i(x,y)$ 和 $\nabla v_i(x,y)$ 分别表示 I_i 的水平方向梯度和垂直方向梯度;*和T分别表示卷积操作符和转置操作符;

(2-2) 对于梯度图像 g_i 中的每一个像素 (x,y) ,首先确定一个以 (x,y) 为中心,且大小为 $W \times W$ 的窗口, W 表示窗口宽度;计算出窗口中除了像素 (x,y) 以外的其他所有像素点的平均像素值 $A_i(x,y)$:

$$A_i(x,y) = \frac{\sum_{l=y-\frac{(W-1)}{2}}^{y+\frac{(W-1)}{2}} \sum_{k=x-\frac{(W-1)}{2}}^{x+\frac{(W-1)}{2}} g_i(k,l) - g_i(x,y)}{W^2}$$

(2-3) 定义一个函数 f_i , f_i 中的元素表示为 $f_i(p,q)$, $f_i(p,q)$ 的值为:满足 $g_i(x,y)=p$ 且 $A_i(x,y)=q$ 的像素点的个数;计算 $f_i(p,q)$ 的概率为:

$$P_i(p,q) = \frac{f_i(p,q)}{a_1 \times a_2}$$

式中, a_1 、 a_2 分别为 I_0 的长和宽;

(2-4) 计算梯度图像 g_i 的二维熵为:

$$Q_{i1} = \sum_{j=0}^{255} \sum_{h=0}^{255} P_i(h,j) \log P_i(h,j)$$

计算出的二维熵为 I_i 的结构信息量特征;

结构能量特征的计算步骤包括:

(2-5) 将梯度图像 g_i 分为 $b \times b$ 大小的不重叠的图像块,对每个图像块进行奇异值分解,任意一个图像块 B_z 的奇异值分解结果为:

$$B_z = U_z S_z V_z^T, z = 1, 2, \dots, R$$

式中, R 表示梯度图像 g_i 中图像块总数, $R = (\lfloor M/b \rfloor) \times (\lfloor N/b \rfloor)$; U_z 和 V_z 均为大小为 $b \times b$ 的方阵, 并分别满足: $U_z^T U_z = E$ 和 $V_z^T V_z = E$; 式中, E 为单位矩阵; S_z 为大小为 $b \times b$ 的方阵, 其对称角线上的数据为奇异值, 其他位置的数据为0; B_z 的平均奇异值为 S_z 中对称角线上数据的平均值, 记为 Y_z ;

(2-6) 对 Y_z 进行归一化, 得到:

$$Y'_z = \frac{Y_z}{\sigma_z^2}$$

式中, Y'_z 表示 Y_z 归一化值, σ_z^2 表示 B_z 的方差;

(2-7) 计算 g_i 的结构能量特征为:

$$Q_{i2} = \frac{\sum_{z=1}^R Y'_z}{R}$$

3. 根据权利要求2所述的一种多失真图像质量的无参考评价方法, 其特征在于, 所述二阶结构特征提取步骤包括:

(3-1) 计算图像 I_i 的二值化图像 LBP^i :

$$LBP_{s,r}^i(x,y) = \sum_{w=0}^{s-1} H(I_i^w(x,y) - I_i(x,y)) \cdot 2^w$$

$$H(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases}$$

式中, $LBP_{s,r}^i(x,y)$ 表示 LBP^i 中像素点 (x,y) 处的像素值, s 和 r 分别表示 I_i 中像素点 (x,y) 的邻域采样点个数和邻域采样半径; $I_i^w(x,y)$ 表示 $I_i(x,y)$ 邻域采样点 w 的像素值; $H()$ 为中间函数;

(3-2) 提取二值化图像 LBP^i 的结构信息量特征 Q_{i3} 和结构能量特征 Q_{i4} , Q_{i3} 和 Q_{i4} 即为图像 I_i 的二阶结构特征。

4. 根据权利要求3所述的一种多失真图像质量的无参考评价方法, 其特征在于, 所述非局部相似性统计特征提取的方法为:

(4-1) 将 I_i 分为大小为 $b \times b$ 的相互重叠的图像块, 定义第 k 个图像块为 B_k , 确定一个以 B_k 为中心的大小为 0×0 的搜索窗 L ; L 中和 B_k 相同大小的搜索块 B_l 以步长为1的速度按照从左向右从上到下的顺序依次运动, l 为搜索块的索引;

(4-2) 定义 B_l 和 B_k 的相似性为两个块之间的欧氏距离:

$$D_{lk} = \sqrt{\sum_{y=1}^b \sum_{x=1}^b (B_l(x,y) - B_k(x,y))^2}$$

(4-3) 计算出 L 中所有搜索块与 B_k 的相似性, 选取相似性最高的 v 个搜索块;

(4-4) 将选取出的 v 个搜索块和 B_k 组成一个三维数组, 然后对三维数组进行正交三维变换, 得到三维变换的小波系数, 记小波系数集合为 Z_{it} , $t = [1, 2, \dots, E]$, E 表示图像块的总数;

(4-5) 对每个小波系数集合 Z_{it} 执行步骤S1至S4:

S1: 计算 Z_{it} 的一阶绝对矩 J_1 :

$$J_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} |z| \frac{\gamma_{it} y_2}{2\theta(1/\gamma_{it})} e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz = \frac{\gamma_{it} y_2}{\theta(1/\gamma_{it})} \int_0^{+\infty} |z| e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz$$

式中, z 为随机变量, θ 表示伽马函数, $\theta(x) = \int_0^{\infty} k^{x-1} e^{-k} dt, x > 0$, γ_{it} 表示 Z_{it} 的形状参数, y_2 为一中间参数, $y_2 = \frac{1}{\sigma_{it}} \sqrt{\frac{\theta(3/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})}}$;

$$y_2 = \frac{1}{\sigma_{it}} \sqrt{\frac{\theta(3/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})}};$$

式中, σ_{it} 表示 Z_{it} 中所有系数的标准差, 求得所有系数的方差为 σ_{it}^2 ;

令 $|zy_2|^{\gamma_{it}} = Y_{it}$, 得到 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$, 将 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$ 代入 J_1 的计算公

式, 得到:

$$J_1 = \sigma \frac{\theta(2/\gamma_{it})}{\sqrt{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})}}$$

S2: 计算 Z_{it} 的二阶矩为:

$$J_2 = \sigma_{it}^2$$

S3: 令 $J_1 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|$, $J_2 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2$, 计算出 γ_{it} :

$$\frac{J_1^2}{J_2} = \frac{\theta^2(2/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})} = \frac{\left(\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|\right)^2}{\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2}$$

式中, z_j 表示集合 Z_{it} 中第 j 个小波系数, h 表示 Z_{it} 中小波系数的个数;

(4-6) 计算图像 I_i 中所有图像块的 σ_{it}^2 和 γ_{it} , 根据计算出的 σ_{it}^2 和 γ_{it} 计算:

$$Q_{i5} = \sigma_{i,d}^2 = \frac{\sum_{i=1}^E \sigma_{i,t}^2}{E}$$

$$Q_{i6} = \gamma_{i,d} = \frac{\sum_{i=1}^E \gamma_{i,t}}{E}$$

Q_{i5} 和 Q_{i6} 即为图像 I_i 的两个非局部相似性统计特征。

一种多失真图像质量的无参考评价方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像质量评价领域,尤其是一种多失真图像质量的无参考评价方法。

背景技术

[0002] 图像质量评价在图像处理领域以及实际应用中都有非常广泛的应用[1]。目前,已经有大量的图像质量评价方法。图像质量评价方法可以分为主观图像质量评价方法和客观图像质量评价方法。主观质量评价方法是指通过人眼来判断图像的质量。这种方法精确度高,但是费时、费力,成本高,尤其是在有海量图像需要进行质量评价时,具有较大的缺陷。客观图像质量评价方法是指通过设计数学模型来评价图像的质量分数。客观质量评价方法克服了主观图像质量评价方法的缺陷。客观图像质量评价方法可以分为全参考、半参考和无参考三种方式。全参考方法必须在获得整个原始无失真图像的情况下才能对失真图像进行质量评价。半参考的方法仅需要部分原始无失真图像的信息即可对失真图像进行质量评价。在实际生活中,一般不可获得原始无失真图像,所以全参考和半参考方法均具有较大的局限性。而无参考方法可以在没有原始无失真图像的情况下,即可对失真图像进行质量评价。因此,无参考方法具有最为广泛的应用和最大的可行性。另外,在所有现有的质量评价方法中,大部分方法是针对包含单一类型失真的图像进行质量评价。例如,针对模糊图像的质量评价方法[2]以及针对JPEG压缩图像的质量评价方法[3]。但是,现实中,我们看到的图像都要经过获取、压缩、传输和存储等过程。这些过程会在图像中引入多种类型的失真[4],例如图像获取的过程会带来模糊、压缩过程会带来块效应失真,还有一些传输失真等等。因此,现有的为单一失真设计的图像质量评价方法的性能以及应用范围具有一定的限制。

[0003] 目前,只有三种质量评价方法是专门为多失真图像设计的。方法[5]中提出了一种包含五个步骤的多失真图像质量评价方法。对于一幅多失真图像,首先利用噪声估计方法判断图像中是否包含噪声。如果这幅图像中含有噪声,则先对图像进行去噪。然后,分别利用评价图像清晰度和块效应失真的方法对去噪后的图像进行评价,从而得到图像的清晰度分数和块效应分数;如果图像中没有噪声,则不需要去噪,而是在失真图像上直接求得清晰度分数和块效应分数。最后,将两个分数结合,从而得到最终的多失真图像质量分数。方法[6]在方法[5]的基础上提出了一种包含六个步骤的多失真图像质量评价方法。首先,利用噪声估计方法计算图像中的噪声分数作为分数1。然后,对图像进行去噪。再用评价图像清晰度和块效应失真的方法对去噪后的图像进行评价,计算出图像的清晰度分数和块效应分数。这两个分数被分别作为分数2和分数3。再计算图像中的模糊失真和块效应共同作用下的质量分数,作为分数4。最后,将得到的四个质量分数进行整合得到最终的多失真图像质量分数。方法[4]提出了一种基于结构失真度量的多失真图像质量评价方法。首先,利用低通滤波和下采样的方法得到多个分辨率的图像。然后计算图像的梯度图像,并在梯度图像上计算局部二值化图像,以此来提取图像中的结构信息。将梯度图像的幅值图像作为二值化图像的权值图像对二值化图像进行加权。最后,计算加权后的二值化图像的直方图,并将直方图的求和结果作为失真图像的质量分数。

[0004] 尽管这三个为多失真图像设计的质量评价方法相比于为单一失真图像设计的方法在性能上有一定的提高,但是,他们仍然存在一些缺陷。尤其对于方法[5][6],他们只考虑了多失真图像中三种类型的失真,即噪声,模糊和块效应。但是,现实中图像的失真类型不只这三种失真类型,所以,这两种方法的性能和应用范围具有一定的局限性。对于方法[4],它仅仅考虑图像中主要的结构失真。图像中细小的结构,例如图像的纹理,已经被证明同样会影响人眼对于图像的感知[7]。所以,该方法仍然具有提升空间。

[0005] 基于以上分析,亟需设计一种更加有效的无参考的多失真图像质量评价方法。

[0006] [1]W.S.Lin,C.-C.J.Kuo,“Perceptual visual quality metrics:A survey,”*J.Vis.Commun.Image Represent.*,vol.22,no.4,pp.297-312,May 2011.

[0007] [2]Q.B.Sang,H.X.Qi,X.J.Wu,C.F.Li,and A.C.Bovik“No-reference image blur index based on singular value curve”*J.Vis.Commun.Image Represent.*,vol.25,no.7,pp.

[0008] 1625-1630,Oct.2014.

[0009] [3]L.D.Li,Y.Zhou,J.J.Wu,W.S.Lin,andH.L.Li“GridSAR:Grid strength and regularity for robust evaluation of blocking artifacts in JPEG images”*J.Vis.Commun.Image Represent.*,vol.30,pp.153-163,Jul.2015.

[0010] [4]Q.H.Li,W.S.Lin,andY.M.Fang“No-reference quality assessment for multiply distorted images in gradient domain,”*IEEE Signal Process.Lett.*,vol.23,pp.541-545,Apr.2016.

[0011] [5]K.Gu,G.T.Zhai,M.Liu,X.K.Yang,W.J.Zhang,X.H.Sun,W.H.Chen,and Y.Zuo“FISBLIM:A five-step blind metric for quality assessment of multiply distorted images,”*IEEE Workshop on Signal Processing Systems*,pp.241-246,Oct.2013.

[0012] [6]K.Gu,G.T.Zhai,X.K.Yang,and W.J.Zhang“Hybrid no-reference quality metric for singly and multiply distorted images,”*IEEE Trans.Broadcasting*,vol.60,pp.555-567,Sep.2014.

[0013] [7]I.Bellamine,and H.Tairi“Motion detection using color structure-texture image decomposition,”*Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*,2015.

发明内容

[0014] 发明目的:为克服现有技术的不足,提供一种更加有效的多失真图像质量评价方法,本发明提出一种多失真图像质量的无参考评价方法。

[0015] 技术方案:本发明提出的技术方案为:

[0016] 一种多失真图像质量的无参考评价方法,包括步骤:

[0017] (1) 获取M副原始多失真图像,对每一幅原始多失真图像执行步骤(1-1)至(1-3)

[0018] (1-1) 记任意一幅原始多失真图像为 I_0 ,对图像 I_0 分别进行n次下采样,得到n幅下采样图像,并记 I_i 为第i个下采样图像, $i \in [1, 2, \dots, n]$;将图像 I_0 至 I_n 归入图像 I_0 的样本集合;

[0019] (1-2) 对样本集合中每一幅图像进行双阶结构特征提取,获取每一幅图像的一阶

结构失真特征和二阶结构失真特征；

[0020] (1-3) 对样本集合中每一幅图像进行非局部相似性统计特征提取, 获取每一幅图像的两个非局部相似性统计特征；

[0021] (1-4) 步骤(1-2)和(1-3)提取出的所有特征参数共同构成图像 I_0 的特征集合；

[0022] (2) 将 M 幅原始多失真图像的特征集合合并形成一个训练参数集合, 采用随机森林法从训练参数集合的所有特征参数中学习出一个多失真图像质量评价模型；

[0023] (3) 通过多失真图像质量评价模型评价待测多失真图像。

[0024] 进一步的, 所述一阶结构特征包括结构信息量特征和结构能量特征；其中, 结构信息量特征的计算步骤包括：

[0025] (2-1) 求出图像 I_i 的梯度图像 $g_i, i=0, 1, \dots, n$ ：

$$[0026] \quad g_i(x, y) = \sqrt{\nabla h_i(x, y)^2 + \nabla v_i(x, y)^2}, i=0, 1, \dots, n$$

$$[0027] \quad \nabla h_i(x, y) = [-1 \ 0 \ 1] * I_i$$

$$[0028] \quad \nabla v_i(x, y) = [-1 \ 0 \ 1]^T * I_i$$

[0029] 式中, $g_i(x, y)$ 表示梯度图像 g_i 中像素点 (x, y) 处的像素值, $\nabla h_i(x, y)$ 和 $\nabla v_i(x, y)$ 分别表示 I_i 的水平方向梯度和垂直方向梯度；*和 T 分别表示卷积操作符和转置操作符；

[0030] (2-2) 对于梯度图像 g_i 中的每一个像素 (x, y) , 首先确定一个以 (x, y) 为中心, 且大小为 $W \times W$ 的窗口, W 表示窗口宽度；计算出窗口中除了像素 (x, y) 以外的其他所有像素点的平均像素值 $A_i(x, y)$ ：

$$[0031] \quad A_i(x, y) = \frac{\sum_{l=y-\frac{(W-1)}{2}}^{y+\frac{(W-1)}{2}} \sum_{k=x-\frac{(W-1)}{2}}^{x+\frac{(W-1)}{2}} g_i(k, l) - g_i(x, y)}{W^2}$$

[0032] (2-3) 定义一个函数 f_i , f_i 中的元素表示为 $f_i(p, q)$, $f_i(p, q)$ 的值为：满足 $g_i(x, y) = p$ 且 $A_i(x, y) = q$ 的像素点的个数；计算 $f_i(p, q)$ 的概率为：

$$[0033] \quad P_i(p, q) = \frac{f_i(p, q)}{a_1 \times a_2}$$

[0034] 式中, a_1, a_2 分别为 I_0 的长和宽；

[0035] (2-4) 计算梯度图像 g_i 的二维熵为：

$$[0036] \quad Q_{i1} = \sum_{j=0}^{255} \sum_{h=0}^{255} P_i(h, j) \log P_i(h, j)$$

[0037] 计算出的二维熵为 I_i 的结构信息量特征；

[0038] 结构能量特征的计算步骤包括：

[0039] (2-5) 将梯度图像 g_i 分为 $b \times b$ 大小的不重叠的图像块, 对每个图像块进行奇异值分解, 任意一个图像块 B_z 的奇异值分解结果为：

$$[0040] \quad B_z = U_z S_z V_z^T, z=1, 2, \dots, R$$

[0041] 式中, R 表示梯度图像 g_i 中图像块总数, $R = (\lfloor M/b \rfloor) \times (\lfloor N/b \rfloor)$ ； U_z 和 V_z 均为大小为 $b \times b$ 的方阵, 并分别满足： $U_z^T U_z = E$ 和 $V_z^T V_z = E$ ；式中, E 为单位矩阵； S_z 为大小为 $b \times b$ 的方阵, 其对角线上的数据为奇异值, 其他位置的数据为0； B_z 的平均奇异值为 S_z 中对角线上数据的平均值, 记为 Y_z ；

[0042] (2-6) 对 Y_z 进行归一化,得到:

$$[0043] \quad Y_z' = \frac{Y_z}{\sigma_z^2}$$

[0044] 式中, Y_z' 表示 Y_z 归一化值, σ_z^2 表示 B_z 的方差;

[0045] (2-7) 计算 g_i 的结构能量特征为:

$$[0046] \quad Q_{i2} = \frac{\sum_{z=1}^R Y_z'}{R}$$

[0047] 进一步的,所述二阶结构特征提取步骤包括:

[0048] (3-1) 计算图像 I_i 的二值化图像 LBP^i :

$$[0049] \quad LBP_{s,r}^i(x,y) = \sum_{w=0}^{s-1} H(I_i^w(x,y) - I_i(x,y)) \cdot 2^w$$

$$[0050] \quad H(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases}$$

[0051] 式中, $LBP_{s,r}^i(x,y)$ 表示 LBP^i 中像素点 (x,y) 处的像素值, s 和 r 分别表示 I_i 中像素点 (x,y) 的邻域采样点个数和邻域采样半径; $I_i^w(x,y)$ 表示 $I_i(x,y)$ 邻域采样点 w 的像素值; $H()$ 为中间函数;

[0052] (3-2) 提取二值化图像 LBP^i 的结构信息量特征 Q_{i3} 和结构能量特征 Q_{i4} , Q_{i3} 和 Q_{i4} 即为图像 I_i 的二阶结构特征。

[0053] 进一步的,所述非局部相似性统计特征提取的方法为:

[0054] (4-1) 将 I_i 分为大小为 $b \times b$ 的相互重叠的图像块,定义第 k 个图像块为 B_k ,确定一个以 B_k 为中心的大小为 0×0 的搜索窗 L ; L 中和 B_k 相同大小的搜索块 B_l 以步长为1的速度按照从左向右从上到下的顺序依次运动, l 为搜索块的索引;

[0055] (4-2) 定义 B_l 和 B_k 的相似性为两个块之间的欧氏距离:

$$[0056] \quad D_{lk} = \sqrt{\sum_{y=1}^b \sum_{x=1}^b (B_l(x,y) - B_k(x,y))^2}$$

[0057] (4-3) 计算出 L 中所有搜索块与 B_k 的相似性,选取相似性最高的 v 个搜索块;

[0058] (4-4) 将选取出的 v 个搜索块和 B_k 组成一个三维数组,然后对三维数组进行正交三维变换,得到三维变换的小波系数,记小波系数集合为 Z_{it} , $t = [1, 2, \dots, E]$, E 表示图像块的总数;

[0059] (4-5) 对每个小波系数集合 Z_{it} 执行步骤S1至S4:

[0060] S1: 计算 Z_{it} 的一阶绝对矩 J_1 :

$$[0061] \quad J_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} |z| \frac{\gamma_{it} y_2}{2\theta(1/\gamma_{it})} e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz = \frac{\gamma_{it} y_2}{\theta(1/\gamma_{it})} \int_0^{+\infty} |z| e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz$$

[0062] 式中, z 为随机变量, θ 表示伽马函数, $\theta(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1} e^{-t} dt, x > 0$, γ_{it} 表示 Z_{it} 的形

状参数, y_2 为一中间参数, $y_2 = \frac{1}{\sigma_{it}} \sqrt{\frac{\theta(3/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})}}$;

[0063] 式中, σ_{it} 表示 Z_{it} 中所有系数的标准差, 求得所有系数的方差为 σ_{it}^2 ;

[0064] 令 $-|zy_2|^{\gamma_{it}} = Y_{it}$, 得到 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} Y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$, 将 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} Y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$ 代入 J_1 的计算公式, 得到:

$$[0065] \quad J_1 = \sigma \frac{\theta(2/\gamma_{it})}{\sqrt{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})}}$$

[0066] S2: 计算 Z_{it} 的二阶矩为:

$$[0067] \quad J_2 = \sigma_{it}^2$$

[0068] S3: 令 $J_1 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|$, $J_2 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2$, 计算出 γ_{it} :

$$[0069] \quad \frac{J_1^2}{J_2} = \frac{\theta^2(2/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})} = \frac{\left(\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|\right)^2}{\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2}$$

[0070] 式中, z_j 表示集合 Z_{it} 中第 j 个小波系数, h 表示 Z_{it} 中小波系数的个数;

[0071] (4-6) 计算图像 I_i 中所有图像块的 σ_{it}^2 和 γ_{it} , 根据计算出的 σ_{it}^2 和 γ_{it} 计算:

$$[0072] \quad Q_{i5} = \sigma_{it}^2 = \frac{\sum_{i=1}^E \sigma_{it}^2}{E}$$

$$[0073] \quad Q_{i6} = \gamma_{it} = \frac{\sum_{i=1}^E \gamma_{it}}{E}$$

[0074] Q_{i5} 和 Q_{i6} 即为图像 I_i 的两个非局部相似性统计特征。

[0075] 有益效果: 与现有技术相比, 本发明具有以下优势:

[0076] 1、与现有的无参考图像质量评价方法和多失真图像质量评价方法该评价方法相比, 本发明的性能有明显提高;

[0077] 2、与现有的多失真方法和通用无参质量评价方法相比, 本发明的跨库性能最好、可扩展性最强。

附图说明

[0078] 图1为本发明的流程图。

具体实施方式

[0079] 下面结合附图对本发明作更进一步的说明。

[0080] 图1所示为本发明的原理流程图, 本发明主要包括以下步骤:

[0081] 1、获取 M 副原始多失真图像, 对每一幅原始多失真图像执行步骤 (1-1) 至 (1-3)

[0082] (1-1) 下采样: 记任意一幅原始多失真图像为 I_0 , 对图像 I_0 分别进行 n 次下采样, 得

到n幅下采样图像,并记 I_i 为第i个下采样图像, $i \in [1, 2, \dots, n]$;将图像 I_0 至 I_n 归入图像 I_0 的样本集合;

[0083] (1-2) 对样本集合中每一幅图像进行双阶结构特征提取,获取每一幅图像的一阶结构失真特征和二阶结构失真特征;

[0084] (1-3) 对样本集合中每一幅图像进行非局部相似性统计特征提取,获取每一幅图像的两个非局部相似性统计特征;

[0085] (1-4) 步骤(1-2)和(1-3)提取出的所有特征参数共同构成图像 I_0 的特征集合;

[0086] (3) 将M副原始多失真图像的特征集合合并形成一个训练参数集合,采用随机森林法从训练参数集合的所有特征参数中学习出一个多失真图像质量评价模型;

[0087] (4) 通过多失真图像质量评价模型评价待测多失真图像。

[0088] 下面通过一个具体实施例进一步说明本发明:

[0089] 步骤一:对于一幅大小为 $a_1 \times a_2$ 的多失真图像 I_0 ,通过MATLAB中的内置函数“Imresize”进行4次下采样,得到4幅下采样图像,每次下采样的参数为0.5,即每次下采样后,图像的长和宽分别减小一半。所以,加上原始分辨率的图像,一共可以获得5个不同分辨率的图像,记为 I_0, I_1, I_2, I_3, I_4 。

[0090] 步骤二:一阶结构失真的特征提取:

[0091] 利用梯度来提取图像的一阶结构:

[0092] (1) 求每一个多分辨率图像 I_i 的梯度图像 g_i :

$$[0093] \quad g_i(x, y) = \sqrt{\nabla h_i(x, y)^2 + \nabla v_i(x, y)^2}, i = 0, 1, \dots, n$$

$$[0094] \quad \nabla h_i(x, y) = [-1 \ 0 \ 1] * I_i$$

$$[0095] \quad \nabla v_i(x, y) = [-1 \ 0 \ 1]^T * I_i$$

[0096] 式中, $g_i(x, y)$ 表示梯度图像 g_i 中像素点 (x, y) 处的像素值, $\nabla h_i(x, y)$ 和 $\nabla v_i(x, y)$ 分别表示 I_i 的水平方向梯度和垂直方向梯度,*和T分别表示卷积操作符和转置操作符。

[0097] 然后,从结构信息量和结构能量两个方面来表征图像的结构失真。其中,利用梯度图像的二维熵来计算图像的结构信息量;利用梯度图像的能量来计算图像的结构能量。

[0098] 梯度图像二维熵:对于梯度图像 g_i 中的每一个像素 (x, y) ,首先确定一个以 (x, y) 为中心,且大小为 $W \times W$ 的窗口, W 表示窗口宽度;计算出窗口中除了像素 (x, y) 以外的其他所有像素点的平均像素值 $A_i(x, y)$:

$$[0099] \quad A_i(x, y) = \frac{\sum_{l=y-\frac{(W-1)}{2}}^{y+\frac{(W-1)}{2}} \sum_{k=x-\frac{(W-1)}{2}}^{x+\frac{(W-1)}{2}} g_i(k, l) - g_i(x, y)}{W^2}$$

[0100] 定义一个函数 f_i , f_i 中的元素表示为 $f_i(p, q)$, $f_i(p, q)$ 的值为:满足 $g_i(x, y) = p$ 且 $A_i(x, y) = q$ 的像素点的个数;则 $f_i(p, q)$ 的概率为:

$$[0101] \quad P_i(p, q) = \frac{f_i(p, q)}{a_1 \times a_2}$$

[0102] 式中, a_1, a_2 分别为 I_0 的长和宽;

[0103] 计算梯度图像 g_i 的二维熵为:

$$[0104] \quad Q_{i1} = \sum_{j=0}^{255} \sum_{h=0}^{255} P_i(h, j) \log P_i(h, j)$$

[0105] 计算出的二维熵为 I_i 的结构信息量特征。

[0106] 本实施例中, $w=3$ 。对于每个分辨率图像可以得到一个二维熵特征,因此,5个分辨率图像一共可以得到5个结构信息量特征。

[0107] 梯度图像 g_i 的能量:首先将梯度图像 g_i 分为 $b \times b$ 大小的不重叠的图像块。对每一个图像块 B_z 进行奇异值分解,则 B_z 可以表示为:

$$[0108] \quad B_z = U_z S_z V_z^T, z = 1, 2, \dots, R$$

[0109] R 表示梯度图像 g_i 中图像块总数, $R = (\lfloor M/b \rfloor) \times (\lfloor N/b \rfloor)$; U_z 和 V_z 均为大小为 $b \times b$ 的方阵,并分别满足: $U_z^T U_z = E$ 和 $V_z^T V_z = E$;式中, E 为单位矩阵; S_z 为大小为 $b \times b$ 的方阵,其对角线上的数据为奇异值,其他位置的数据为0; B_z 的平均奇异值为 S_z 中对角线上数据的平均值,记为 Y_z 。

[0110] 为了减小图像内容对结构能量的影响,利用 B_z 的方差对 Y_z 进行归一化:

$$[0111] \quad Y_z' = \frac{Y_z}{\sigma_z^2}$$

[0112] 式中, Y_z' 表示 Y_z 归一化值, σ_z^2 表示块 B_z 的方差。

[0113] 对图像中每个块 B_z 归一化后的奇异值求平均,并将结果作为 I_i 的结构能量特征:

$$[0114] \quad Q_{i2} = \frac{\sum_{z=1}^R Y_z'}{R}$$

[0115] 对于每个分辨率图像可以得到1个结构能量特征,一共5个分辨率图像,所以共得到5个结构能量特征。

[0116] 综上,一共得到10个一阶结构特征,包括5个结构信息量特征和5个结构能量特征。

[0117] (2) 二阶结构失真的特征提取:

[0118] 二阶结构代表图像中细小的结构,例如纹理。局部二值化是一种局部描述法,能够有效的提取图像的纹理。局部二值化目前已经广泛应用于纹理分类中。局部二值化图像的计算方法为:

[0119] 计算每一个多分辨率图像 I_i 的二值化图像 LBP^i :

$$[0120] \quad LBP_{s,r}^i(x,y) = \sum_{w=0}^{s-1} H(I_i^w(x,y) - I_i(x,y)) \cdot 2^w$$

$$[0121] \quad H(a) = \begin{cases} 1, & a \geq 0 \\ 0, & a < 0 \end{cases}$$

[0122] 式中, $LBP_{s,r}^i(x,y)$ 表示 LBP^i 中像素点 (x,y) 处的像素值, s 和 r 分别表示 I_i 中像素点 (x,y) 的邻域采样点个数和邻域采样半径; $I_i^w(x,y)$ 表示 $I_i(x,y)$ 邻域采样点 w 的像素值; $H()$ 为中间函数;

[0123] 和一阶结构上提取特征的方法类似。在每个分辨率图像的二值化图像上提取1个结构信息量特征和1个结构能量特征,分别记为 Q_{i3} 和 Q_{i4} 。将它们作为描述多失真图像二阶结构的特征。因为有5个分辨率图像,所以可以计算出10个二阶结构特征。

[0124] 步骤三:非局部相似性统计特征提取:

[0125] 非局部相似性统计是指自然图像中的一个块和它邻域内的相似性块的正交变换系数满足广义高斯分布。具体计算方式为:

[0126] 将每个分辨率图像 I_i 分为大小为 $b \times b$ 的相互重叠的图像块,以第 k 个块 B_k 为例,为了寻找 B_k 邻域内的相似性块,首先确定一个以 B_k 为中心的大小为 $O \times O$ 的搜索窗 L 。 L 中和 B_k 相同大小的搜索块 B_l 以步长为1的速度按照从左向右从上到下的顺序依次运动,其中, l 为搜索块的索引。 B_l 和 B_k 的相似性定义为两个块之间的欧氏距离:

$$[0127] \quad D_{l,k} = \sqrt{\sum_{y=1}^b \sum_{x=1}^b (B_l(x,y) - B_k(x,y))^2},,$$

[0128] $D_{l,k}$ 的数值越小,代表块 B_l 和 B_k 的相似性越大。按照这种方式,计算出 L 中所有搜索块和 B_k 的相似性。然后,选取其中最为相似的 v 个块。将这 v 个块和 B_k 组成一个三维数组。然后对三维数组进行正交三维变换,从而得到三维变换的小波系数。这些小波系数满足广义高斯分布。将这些小波系数构成的集合记为 Z_{it} , $t = [1, 2, \dots, E]$, E 表示图像块的总的个数。

[0129] 对每个小波系数集合 Z_{it} 执行步骤S1至S3:

[0130] S1: 计算 Z_{it} 的一阶绝对矩:

$$[0131] \quad J_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} |z| \frac{\gamma_{it} y_2}{2\theta(1/\gamma_{it})} e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz = \frac{\gamma_{it} y_2}{\theta(1/\gamma_{it})} \int_0^{+\infty} |z| e^{-|zy_2|^{\gamma_{it}}} dz$$

[0132] 式中, z 为随机变量, θ 表示伽马函数, $\theta(x) = \int_0^{\infty} k^{x-1} e^{-k} dt, x > 0$, γ_{it} 表示 Z_{it} 的形

状参数, y_2 为一中间参数, $y_2 = \frac{1}{\sigma_{it}} \sqrt{\frac{\theta(3/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})}}$;

[0133] 式中, σ_{it} 表示 Z_{it} 中所有系数的标准差,进一步可以求得所有系数的方差 σ_{it}^2 。

[0134] 令 $-|zy_2|^{\gamma_{it}} = Y_{it}$, 得到 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$, 将 $dz = \frac{1}{\gamma_{it} y_2} Y_{it}^{\left(\frac{1}{\gamma_{it}} - 1\right)} dY_{it}$ 代入 J_1 的计

算公式,得到:

$$[0135] \quad J_1 = \sigma \frac{\theta(2/\gamma_{it})}{\sqrt{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})}}$$

[0136] S2: 计算 Z_{it} 的二阶矩为:

$$[0137] \quad J_2 = \sigma_{it}^2$$

[0138] S3: 令 $J_1 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|$, $J_2 = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2$, 计算出 γ_{it} :

$$[0139] \quad \frac{J_1^2}{J_2} = \frac{\theta^2(2/\gamma_{it})}{\theta(1/\gamma_{it})\theta(3/\gamma_{it})} = \frac{\left(\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|\right)^2}{\frac{1}{h} \sum_{j=1}^h |z_j|^2}$$

[0140] 式中, z_j 表示集合 Z_{it} 中第 j 个小波系数, h 表示 Z_{it} 中小波系数的个数。

[0141] 2) 对于每个系数集合 Z_{it} , $t = [1, 2, \dots, E]$, 可以得到 σ_{it}^2 , γ_{it} 两个特征。计算图像 I_i 中所有图像块的 σ_{it}^2 和 γ_{it} , 根据计算出的 σ_{it}^2 和 γ_{it} 计算:

[0142]
$$Q_{i5} = \sigma_{i,t}^2 = \frac{\sum_{i=1}^E \sigma_{i,t}^2}{E}$$

[0143]
$$Q_{i6} = \gamma_{i,t} = \frac{\sum_{i=1}^E \gamma_{i,t}}{E}$$

[0144] Q_{i5} 和 Q_{i6} 即为图像 I_i 的两个非局部相似性统计特征。

[0145] 每个分辨率图像得到两个非局部相似性统计特征，一共是5个分辨率图像，所以可以得到10个非局部相似性统计特征。加上前面计算出的20个结构失真特征，图像 I_0 共有30个特征。

[0146] 步骤四：质量评价模型的建立，具体为：

[0147] 选取多张多失真图像，将这些图像的所有特征作为输入，利用随机森林的方法训练出质量评价模型。然后利用该质量评价模型去测试需要测试的多失真图像的质量分数。

[0148] 实验结果以及性能：

[0149] 本实施例的实验部分是在3个公开的多失真图像数据集上进行的。即MDID2013库、MLIVE库和MDID库。MDID2013库提供了324幅多失真图像，这些图像包含三种类型的失真，即高斯模糊、JPEG压缩和白噪声。MLIVE库提供了450幅多失真图像，这些图像包含两种组合的失真类型，即高斯模糊和JPEG压缩，以及高斯模糊和白噪声。MDID库提供了1600幅多失真图像。这些图像中包含五种传统类型的失真，即高斯模糊、JPEG压缩、白噪声、JPEG2000压缩和对比度失真。在实验的操作过程中，为了测试本发明方法在待测试的图像数据集上的应用性能，首先将数据集中的图像随机分为80%和20%，其中，80%的图像用作质量评价模型的建立，20%的图像用作模型的性能测试。为了避免偶然性的发生，这个过程循环1000次，4个性能指标的中值被作为最终的性能参数。四个性能指标参数为：1) 相关系数 (Pearson linear correlation coefficient, PLCC) 为非线性回归后的线性相关系数；2) 均方误差根 (Root mean squared error, RMSE) 为非线性回归后的标准差；3) Kendall等级相关系数 (Kendall's Rank Correlation Coefficient, KRCC)；4) Spearman相关系数 (Spearman rank order correlation coefficient, SRCC)。PLCC/SRCC/KRCC数值越大，RMSE数值越小，说明算法性能越好。PLCC和RMSE用来评价方法的预测准确性，而SRCC和KRCC用来评价方法的预测单调性。

[0150] 首先，我们将本发明的性能和现有的多失真图像质量评价方法在三个数据库中进行比较，比较结果如表1所示。为了方便观看，最好的性能已经加粗显示。

[0151] 表1本发明方法和现有多失真图像质量评价算法的性能对比

[0152]

序号	算法	MDID2013 库				MLIVE 库				MDID 库			
		PLCC	SRCC	KRCC	RMSE	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
1	方法[5]	0.7802	0.776	0.5737	0.0318	0.8808	0.8574	0.67	8.954	0.4969	0.588	0.4306	1.9122
2	方法[6]	0.7099	0.6934	0.4947	0.0358	0.8652	0.8572	0.6606	9.4836	0.6313	0.6545	0.4717	1.7089
3	方法[4]	0.9121	0.8967	0.7219	0.0197	0.9494	0.9437	0.7978	5.866	0.8903	0.8901	0.7016	0.9902
4	本发明	0.9502	0.9446	0.801	0.0158	0.9549	0.9529	0.8184	5.6436	0.8997	0.8969	0.7101	0.9824

[0153] 由上表，我们可以获得两个方面的信息：(1) 对于MDID2013库，本发明的方法和现有的所有多失真图像质量评价方法相比具有明显的优势，即PLCC/SRCC/KRCC的数值明显高

于所有方法,而RMSE最低。(2)对于MLIVE库和MDID库,在现有的三种方法中,方法[4]性能最好,但是它的性能仍然低于本发明的性能。综上,本发明方法的性能在三个库上均具有最好的性能。

[0154] 为了进一步验证本发明的性能,我们将本发明和通用无参考图像质量评价方法进行比较,比较结果如表2所示。通用无参考图像质量评价算法是指无需知道图像的失真类型,即可对图像进行质量评价的算法。

[0155] 表2本发明方法和通用无参考图像质量评价算法的性能比较表

序号	算法	MDID2013 库				MLIVE 库				MDID 库			
		PLCC	SRCC	KRCC	RMSE	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE	PLCC	SRCC	KRCC	RMSE
1	BIQI	0.3369	0.3107	0.2095	0.0478	0.7389	0.6199	0.4397	12.7439	0.6706	0.6396	0.4505	1.6344
2	BLINDS	0.7991	0.7986	0.6023	0.0308	0.8844	0.891	0.7209	7.7926	0.3084	0.2773	0.1881	2.096
3	BRISQUE	0.6675	0.6826	0.4879	0.0365	0.9201	0.9049	0.7401	7.1804	0.5947	0.5931	0.4096	1.7882
4	DESQUE	0.479	0.5313	0.3809	0.0388	0.9013	0.8775	0.7154	8.1919	0.8262	0.8221	0.6244	1.2578
5	DIVINE	0.4507	0.425	0.2931	0.0454	0.7234	0.6563	0.4778	13.0581	0.5691	0.5513	0.3795	1.8118
6	NIQE	0.5767	0.545	0.3787	0.0415	0.8377	0.7725	0.5796	10.3292	0.6704	0.649	0.4587	1.6349
7	QAC	0.2017	0.1974	0.1377	0.0498	0.3013	0.285	0.2003	18.0332	0.4964	0.4317	0.389	1.9127
8	IL-NIQE	0.7001	0.7003	0.4992	0.0349	0.9087	0.9066	0.7415	7.6642	0.6899	0.6701	0.4984	1.5722
9	NFERM	0.8522	0.8433	0.6917	0.0295	0.8974	0.8933	0.7276	7.6918	0.4949	0.4518	0.3171	1.9146
10	本算法	0.9502	0.9446	0.801	0.0158	0.9549	0.9529	0.8184	5.6436	0.8997	0.8969	0.7101	0.9824

[0157] 由表2的数据可知,本发明的性能明显优于通用图像质量评价算法。具体表现为最好的预测准确性和单调性。

[0158] 对于基于训练的质量评价算法,跨库性能,即可扩展性,是这些方法的重要评价指标。跨库实验,是指用一个图像库中的所有图像提取的特征训练出质量评价模型,然后利用该模型来预测另一个数据库中的所有图像的质量。基于此,对所有基于训练的质量评价方法进行可扩展性的验证实验,实验结果如表3所示。表3中,最好的两种性能被加粗显示。

[0159] 表3基于训练的算法的跨库性能对比表

[0160]

训练数据库	测试数据库	方法	BIQI	BLINDS	BRISQUE	DESQUE	DIHVINE	NFERM	方法 [4]	本发明方法
MLIVE	MDID2013	PLCC	0.257	0.1474	0.6979	0.7706	0.7634	0.5502	0.6508	0.7930
		SRCC	0.2365	0.1476	0.6964	0.7692	0.7618	0.5529	0.6587	0.7939
		KRCC	0.1609	0.1476	0.4894	0.5657	0.5572	0.383	0.4647	0.5872
		RMSE	0.6491	0.0503	0.0364	0.0324	0.0328	0.0424	0.0386	0.031
	MDID	PLCC	0.5716	0.1796	0.5421	0.5992	0.5824	0.3851	0.556	0.6187
		SRCC	0.5583	0.0948	0.5354	0.5843	0.5766	0.3468	0.5524	0.5986
		KRCC	0.3840	0.0948	0.3857	0.3946	0.3999	0.2356	0.3825	0.4166
		RMSE	1.8053	2.1676	1.8515	1.7877	1.7911	2.0335	1.8315	1.731
MDID2013	MLIVE	PLCC	0.4461	0.1811	0.7067	0.3444	0.388	0.7535	0.708	0.7676
		SRCC	0.5037	0.1842	0.7204	0.3785	0.3472	0.7555	0.7204	0.7756
		KRCC	0.3668	0.1318	0.5207	0.2858	0.2628	0.5631	0.5055	0.5552
		RMSE	16.9256	18.5993	13.3805	17.7551	17.4305	12.2132	13.3562	12.1432
	MDID	PLCC	0.4216	0.2023	0.3379	0.3513	0.4185	0.3157	0.3997	0.4520
		SRCC	0.3819	0.2102	0.3232	0.3101	0.4248	0.3036	0.3099	0.4207
		KRCC	0.2701	0.1441	0.2201	0.2201	0.3143	0.2036	0.2013	0.2814
		RMSE	1.9588	2.1579	2.0738	2.0629	2.0012	2.0907	2.0197	1.9655
MDID	MLIVE	PLCC	0.6286	0.2836	0.2908	0.7373	0.5869	0.596	0.7611	0.7813
		SRCC	0.5057	0.258	0.2853	0.6627	0.5971	0.589	0.7505	0.768
		KRCC	0.3502	0.1761	0.1921	0.4736	0.4204	0.433	0.5556	0.5607
		RMSE	14.7086	18.1358	18.0947	12.7725	15.3116	15.1865	12.2680	12.0321
	MDID2013	PLCC	0.1774	0.1636	0.5884	0.1832	0.6511	0.0123	0.7403	0.7033
		SRCC	0.1649	0.1488	0.5818	0.1778	0.6557	0.1386	0.742	0.7122
		KRCC	0.1143	0.1488	0.4008	0.122	0.4712	0.1042	0.5491	0.4968
		RMSE	0.0500	0.0501	0.0411	0.05	0.0386	0.0508	0.033	0.0358

[0161] 由表3的实验结果可知,本发明在所有跨库方式中的性能均能够位列前二。尤其是在MLIVE库上进行训练或者是在MDID2013库进行训练时,本发明能够获得所有方法中最好的跨库性能。在MDID库进行训练,MLIVE库进行测试时,本发明也具有最好的跨库性能。在MDID库训练,MDID2013库进行测试时,本发明的跨库性能略低于方法[4]。但是方法[4]在其他所有跨库方式下,表现的性能均比本发明的方法差。总体来说,本发明的方法具有最强的可扩展性。

[0162] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当指出:对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

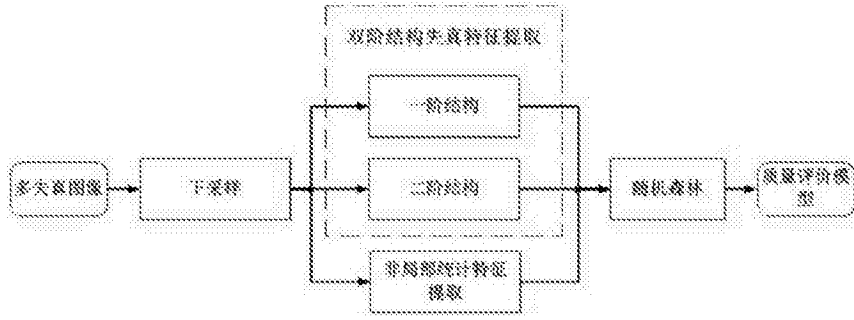


图1