



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106447654 B

(45)授权公告日 2019.03.01

(21)申请号 201610817624.1

(22)申请日 2016.09.12

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106447654 A

(43)申请公布日 2017.02.22

(73)专利权人 中国科学技术大学
地址 230026 安徽省合肥市包河区金寨路
96号

(72)发明人 陈志波 林剑新

(74)专利代理机构 安徽省合肥新安专利代理有
限责任公司 34101

代理人 陆丽莉 何梅生

(51)Int.Cl.
G06T 7/00(2017.01)
G06T 7/41(2017.01)

(56)对比文件

CN 103226824 A,2013.07.31,
CN 104021545 A,2014.09.03,
CN 104112273 A,2014.10.22,
CN 104574399 A,2015.04.29,
US 2014169662 A1,2014.06.19,
聂栋栋 等.基于缝雕刻的图像重定向算法.
《燕山大学学报》.2012,第36卷(第4期),
Yuming Fang 等.Objective Quality
Assessment for Image Retargeting Based on
Structure Similarity.《IEEE Journal on
Emerging & Slected Topic in Circuits &
System》.2014,第4卷(第1期),
Lin Zhang 等.FSIM:A Feature
Similarity Index for Image Quality
Assessment.《IEEE Transactions on Image
Processing》.2011,第20卷(第8期),

审查员 王桂珍

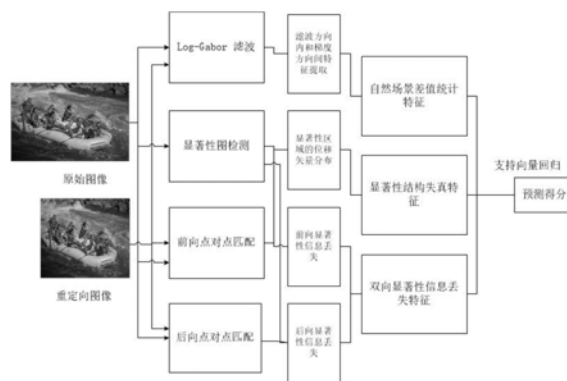
权利要求书3页 说明书8页 附图1页

(54)发明名称

基于统计相似性和双向显著性保真度的图
像重定向质量评价方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于统计相似性和双向
显著性保真度的图像重定向质量评价方法,其特
征包括:1、获取原始图像和重定向图像的log-
Gabor域的自然场景统计特征,并得到两者自然
场景统计特征之间的差值,作为自然场景差值统
计特征;2、获取前向显著性信息丢失值和后向显
著性信息丢失值;3、获取图像的显著性结构失真
值;4、由自然场景差值统计特征、前向显著性信
息丢失值、后向显著性信息丢失值、显著性结构
失真值构成重定向质量评价特征;5、利用支持向
量回归模型对重定向质量评价特征进行训练和
预测,从而得到质量评价模型。本发明考虑了自
然场景统计特征变化,并且从两个方向对图像显
著性保真度进行衡量,能够更加准确地预测重定
向图像主观视觉质量。



CN 106447654 B

1. 一种基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价方法,其特征是按如下步骤进行:

步骤1:获取log-Gabor域的自然场景统计特征;

步骤1.1:获得去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$;

步骤1.1.1:对输入图像进行 Ω 个方向和 S 个尺度的log-Gabor滤波,得到幅度响应集合

$$A = \left\{ \begin{array}{cccc} A_{1,1}, A_{1,2}, \dots, A_{1,o}, \dots, A_{1,\Omega} \\ A_{2,1}, A_{2,2}, \dots, A_{2,o}, \dots, A_{2,\Omega} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{s,1}, A_{s,2}, \dots, A_{s,o}, \dots, A_{s,\Omega} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{S,1}, A_{S,2}, \dots, A_{S,o}, \dots, A_{S,\Omega} \end{array} \right\}, A_{s,o} \text{表示第} o \text{个方向和第} s \text{个尺度上的幅度响应}; 1 \leq o \leq \Omega; 1$$

$\leq s \leq S$;

步骤1.1.2:利用式(1)建立所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 上任一像素点 (x,y) 的四个方向的梯度值,包括:水平梯度值 $H_{s,o}(x,y)$ 、垂直梯度值 $V_{s,o}(x,y)$ 、主对角梯度值 $D1_{s,o}(x,y)$ 、副对角梯度值 $D2_{s,o}(x,y)$;从而得到幅度响应 $A_{s,o}$ 的四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$;

$$\begin{cases} H_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x,y+1) \\ V_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x+1,y) \\ D1_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x+1,y+1) \\ D2_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x-1,y+1) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $A_{s,o}(x,y)$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 在点 (x,y) 上的像素值;

步骤1.1.3:以 $M_{s,o}$ 表示所述四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$ 中的任一方向的梯度图,则利用式(2)所示的除法标准化变换方法去除所述梯度图 $M_{s,o}$ 中像素点 (x,y) 的相关性,得到去相关性后的像素点 $\hat{M}_{s,o}(x,y)$,从而得到去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$:

$$\hat{M}_{s,o}(x,y) = \frac{M_{s,o}(x,y)}{\sqrt{\beta + \sum_{i=-I}^I \sum_{j=-J}^J G_{i,j}(x,y) M_{s,o}(x+i,y+j)}} \quad (2)$$

式(2)中, $G_{i,j}(x,y)$ 表示在 $(x+i,y+j)$ 位置上像素点的高斯加权系数, $M_{s,o}(x+i,y+j)$ 表示梯度图 $M_{s,o}$ 中在 $(x+i,y+j)$ 位置上的像素点; $[-I,I]$ 和 $[-J,J]$ 分别表示在 (x,y) 位置周围的所有高斯加权区域的长度和高度; β 表示防止分母为0的常数;

步骤1.2:获取滤波器方向内统计特征;

步骤1.2.1:从所述四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$ 中选择与所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 具有相同方向的梯度图,记为 $\hat{M}_{s,o}$;利用广义高斯分布模型对所述具有相同方向的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上

的形状参数 $\rho_{s,o}$ 和方差 $\sigma_{s,o}^2$;

步骤1.2.2:利用式(3)获得滤波器方向内统计特征 F_1 :

$$F_1 = \sum_{s=1}^S (\rho_{s,1}, \sigma_{s,1}^2, \rho_{s,2}, \sigma_{s,2}^2, \dots, \rho_{s,o}, \sigma_{s,o}^2, \dots, \rho_{s,\Omega}, \sigma_{s,\Omega}^2) \quad (3)$$

步骤1.3:获取梯度方向间统计特征;

步骤1.3.1:利用式(4)获得所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的在 (x,y) 位置上的最大边缘响应值 $\text{Max}_{s,o}(x,y)$ 和最小边缘响应值 $\text{Min}_{s,o}(x,y)$,从而得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图 $\text{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\text{Min}_{s,o}$:

$$\begin{cases} \text{Max}_{s,o}(x,y) = \max \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \\ \text{Min}_{s,o}(x,y) = \min \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \end{cases} \quad (4)$$

步骤1.3.2:利用除法标准化变换方法去除所述最大边缘响应图 $\text{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\text{Min}_{s,o}$ 的图内相关性;得到去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{\text{Max}}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{\text{Min}}_{s,o}$;

步骤1.3.3:利用非对称广义高斯分布模型对所述去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{\text{Max}}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{\text{Min}}_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的形状参数 $\rho'_{s,o}$ 、左方差 $(\sigma_l^2)_{s,o}$ 和右方差 $(\sigma_r^2)_{s,o}$;

步骤1.3.4:利用式(5)获得梯度方向间统计特征 F_2 :

$$F_2 = \sum_{s=1}^S \left(\begin{array}{l} (\rho'_{\max})_{s,1}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,1}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,1}, (\rho'_{\min})_{s,1}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,1}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,1}, \dots, \\ (\rho'_{\max})_{s,o}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,o}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,o}, (\rho'_{\min})_{s,o}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,o}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,o}, \dots, \\ (\rho'_{\max})_{s,\Omega}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,\Omega}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,\Omega}, (\rho'_{\min})_{s,\Omega}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,\Omega}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,\Omega} \end{array} \right) \quad (5)$$

式(5)中, $(\rho'_{\max})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的形状参数; $(\sigma_{\max,l}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的左方差; $(\sigma_{\max,r}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的右方差; $(\rho'_{\min})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的形状参数; $(\sigma_{\min,l}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的左方差; $(\sigma_{\min,r}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的右方差;

步骤1.4:由所述滤波器方向内统计特征 F_1 和梯度方向间统计特征 F_2 构成所述输入图像的自然场景统计特征;

步骤2:将原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 分别作为输入图像并按照步骤1进行处理,从而得到所述原始图像 I_0 的自然场景统计特征和重定向图像 I_R 的自然场景统计特征,并获得两者之间的差值,作为输入支持向量回归模型的自然场景差值统计特征;

步骤3:获得所述原始图像 I_0 的显著性图 S_0 ;

步骤4:衡量双向显著性信息丢失;

步骤4.1.1:利用式(6)得到所述重定向图像 I_R 在位置 p 上的显著性值 $S_R(p)$,从而得到所述重定向图像 I_R 的显著性图 S_R :

$$S_R(p) = S_0(p+w(p)) \quad (6)$$

式(6)中, $w(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的位移矢量,并由前向点对点匹配算法得到;

$S_0(p+w(p))$ 表示原始图像 I_0 在位置 $(p+w(p))$ 上的显著性值；

步骤4.1.2: 利用式 (7) 获得前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} ：

$$f_{FSIL} = \frac{\sum_p S_R(p)}{\sum_p S_O(p)} \quad (7)$$

步骤4.2.1: 利用式 (8) 得到位置 p 上的重建像素值 $I_{warp}(p)$ ，从而得到由重定向图像重建的原始图像 I_{warp} ：

$$I_{warp}(p) = I_R(p+v(p)) \quad (8)$$

式 (8) 中， $v(p)$ 表示重定向图像在位置 p 上的位移矢量，并由后向点对点匹配算法得到； $I_R(p+v(p))$ 表示重定向图像在位置 $(p+v(p))$ 上的像素值；

步骤4.2.2: 采用显著性阈值分割法对所述原始图像 I_0 的显著性图 S_0 中显著性大于阈值 δ 的区域进行提取，得到显著性区域 \bar{S}_0 ；

步骤4.2.3: 利用式 (9) 获得后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} ：

$$f_{BSIL} = \frac{\sum_{p \in \bar{S}_0} w_p \times S_O(p)}{\sum_{p \in \bar{S}_0} S_O(p)} \quad (9)$$

式 (9) 中， w_p 表示显著性区域 \bar{S}_0 中位置 p 上的像素相似性，并由式 (10) 得到：

$$w_p = \frac{2 \times I_O(p) \times I_{warp}(p) + C}{I_O(p)^2 + I_{warp}(p)^2 + C} \quad (10)$$

式 (10) 中， C 表示防止分母为 0 的常数； $I_0(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的像素值；

步骤5: 衡量图像显著性结构失真；

步骤5.1: 对所述原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 进行后向点对点匹配，得到重定向图像 I_R 在像素点 p 处的位移矢量 $(v_x(p), v_y(p))$ ，从而得到重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) ；

步骤5.2: 采用中值方法对所述重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) 进行取中值处理，得到重定向图像 I_R 的全部位移的主方向 (v_{medx}, v_{medy}) ；

步骤5.3: 利用式 (11) 得到显著性结构失真值 f_{SSD} ：

$$f_{SSD} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{p \in \bar{S}_0} \max\left(\left(v_x(p) - v_{medx}\right)^2, \left(v_y(p) - v_{medy}\right)^2\right)} \quad (11)$$

式 (11) 中， N 表示显著性区域 \bar{S}_0 中的像素点个数；

步骤6: 由所述自然场景差值统计特征、前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} 、后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} 、显著性结构失真值 f_{SSD} 构成重定向质量评价特征；

步骤7: 利用支持向量回归模型对所述重定向质量评价特征进行训练和预测，从而得到质量评价模型以实现图像重定向质量评价方法。

基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价方法

技术领域

[0001] 本发明涉及视频信号处理、图像视频质量评价领域，具体的说是一种基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价方法。

背景技术

[0002] 随着移动终端的流行，日常生活中产生了越来越多不同分辨率的设备屏幕，比如手机、平板和电脑都具有不同的分辨率。移动终端的流行也带了一个问题：同一张图像如何在不同分辨率屏幕上呈现最佳显示效果。这就需要根据屏幕分辨率的不同对图像视频内容进行自适应的处理。为了解决同一张图像在不同分辨率屏幕上显示不匹配的问题，很多研究人员提出了各种各样的图像重定向算法，比如裁剪(cropping)、缩放(scaling)、变形(warping)和基于内容感知(content-aware)的雕缝算法(seam-carving)等等，得到的图像质量好坏可能有较大差异。

[0003] 重定向后的图像质量的客观评价准则，对于选择最佳重定向算法和优化重定向算法具有不可或缺的重要意义，保证良好的用户体验质量能有效促进移动多媒体应用的更好普及。目前关于图像重定向后的质量评价算法的研究还处于起步阶段很多图像重定向质量评价算法的预测准确度并不如人意，性能常常受到不同图像失真的影响。在2011年国际顶级期刊IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence上发表文章《Sift flow:Dense correspondence across scenes and its applications》该文章提出一种SIFT-flow算法进行衡量两幅图像之间的结构相似性，但是算法忽略了重定向图像中的信息丢失失真。在2000年国际顶级期刊International Journal of Computer Vision上发表文章《The earth mover's distance as a metric for image retrieval》该文章提出一种衡量两个分布相互变换之间的最小损失度量算法EMD，该算法衡量了两个图像之间特征分布的距离，但是也忽略了重定向图像中的信息丢失失真。

发明内容

[0004] 本发明为了克服现有技术中的不足之处，提出了一种基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价模型，以期能够更准确地预测重定向图像的质量，从而帮助重定向算法获得更符合人眼视觉质量的重定向图像。

[0005] 本发明为达到上述发明目的，采用如下技术方案：

[0006] 本发明一种基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价方法的特点是按如下步骤进行：

[0007] 步骤1：获取log-Gabor域的自然场景统计特征；

[0008] 步骤1.1：获得去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$ ；

[0009] 步骤1.1.1：对输入图像进行 Ω 个方向和 S 个尺度的log-Gabor滤波，得到幅度响应

$$\text{集合 } A = \left\{ \begin{array}{cccc} A_{1,1}, A_{1,2}, \dots, A_{1,o}, \dots, A_{1,\Omega} \\ A_{2,1}, A_{2,2}, \dots, A_{2,o}, \dots, A_{2,\Omega} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{s,1}, A_{s,2}, \dots, A_{s,o}, \dots, A_{s,\Omega} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{S,1}, A_{S,2}, \dots, A_{S,o}, \dots, A_{S,\Omega} \end{array} \right\}, A_{s,o} \text{ 表示第 } o \text{ 个方向和第 } s \text{ 个尺度上的幅度响应; } 1 \leq o \leq$$

$\Omega; 1 \leq s \leq S;$

[0010] 步骤1.1.2:利用式(1)建立所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 上任一像素点 (x,y) 的四个方向的梯度值,包括:水平梯度值 $H_{s,o}(x,y)$ 、垂直梯度值 $V_{s,o}(x,y)$ 、主对角梯度值 $D1_{s,o}(x,y)$ 、副对角梯度值 $D2_{s,o}(x,y)$;从而得到幅度响应 $A_{s,o}$ 的四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$;

$$[0011] \quad \begin{cases} H_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x,y+1) \\ V_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x+1,y) \\ D1_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x+1,y+1) \\ D2_{s,o}(x,y) = A_{s,o}(x,y) - A_{s,o}(x-1,y+1) \end{cases} \quad (1)$$

[0012] 式(1)中, $A_{s,o}(x,y)$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 在点 (x,y) 上的像素值;

[0013] 步骤1.1.3:以 $M_{s,o}$ 表示所述四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$ 中的任一方向的梯度图,则利用式(2)所示的除法标准化变换方法去除所述梯度图 $M_{s,o}$ 中像素点 (x,y) 的相关性,得到去相关性后的像素点 $\hat{M}_{s,o}(x,y)$,从而得到去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$:

$$[0014] \quad \hat{M}_{s,o}(x,y) = \frac{M_{s,o}(x,y)}{\sqrt{\beta + \sum_{i=-I}^I \sum_{j=-J}^J G_{i,j}(x,y) M_{s,o}(x+i,y+j)}} \quad (2)$$

[0015] 式(2)中, $G_{i,j}(x,y)$ 表示在 $(x+i,y+j)$ 位置上像素点的高斯加权系数, $M_{s,o}(x+i,y+j)$ 表示梯度图 $M_{s,o}$ 中在 $(x+i,y+j)$ 位置上的像素点; $[-I,I]$ 和 $[-J,J]$ 分别表示在 (x,y) 位置周围的所有高斯加权区域的长度和高度; β 表示防止分母为0的常数;

[0016] 步骤1.2:获取滤波器方向内统计特征;

[0017] 步骤1.2.1:从所述四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$ 中选择与所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 具有相同方向的梯度图,记为 $M_{s,o}$;利用广义高斯分布模型对所述具有相同方向的梯度图 $M_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的形状参数 $\rho_{s,o}$ 和方差 $\sigma_{s,o}^2$;

[0018] 步骤1.2.2:利用式(3)获得滤波器方向内统计特征 F_1 :

$$[0019] \quad F_1 = \sum_{s=1}^S (\rho_{s,1}, \sigma_{s,1}^2, \rho_{s,2}, \sigma_{s,2}^2, \dots, \rho_{s,o}, \sigma_{s,o}^2, \dots, \rho_{s,\Omega}, \sigma_{s,\Omega}^2) \quad (3)$$

[0020] 步骤1.3:获取梯度方向间统计特征;

[0021] 步骤1.3.1:利用式(4)获得所述第 o 个方向和第 s 个尺度上的在 (x,y) 位置上的最大边缘响应值 $\text{Max}_{s,o}(x,y)$ 和最小边缘响应值 $\text{Min}_{s,o}(x,y)$,从而得到第 o 个方向和第 s 个尺度

上的最大边缘响应图 $Max_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $Min_{s,o}$:

$$[0022] \quad \begin{cases} Max_{s,o}(x,y) = \max \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \\ Min_{s,o}(x,y) = \min \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \end{cases} \quad (4)$$

[0023] 步骤1.3.2:利用除法标准化变换方法去除所述最大边缘响应图 $Max_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $Min_{s,o}$ 的图内相关性;得到去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{Min}_{s,o}$;

[0024] 步骤1.3.3:利用非对称广义高斯分布模型对所述去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{Min}_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的形状参数 $\rho'_{s,o}$ 、左方差 $(\sigma_l^2)_{s,o}$ 和右方差 $(\sigma_r^2)_{s,o}$;

[0025] 步骤1.3.4:利用式(5)获得梯度方向间统计特征 F_2 :

$$[0026] \quad F_2 = \sum_{s=1}^S \left(\begin{array}{l} (\rho'_{\max})_{s,1}, (\sigma^2_{\max,l})_{s,1}, (\sigma^2_{\max,r})_{s,1}, (\rho'_{\min})_{s,1}, (\sigma^2_{\min,l})_{s,1}, (\sigma^2_{\min,r})_{s,1}, \dots \\ (\rho'_{\max})_{s,o}, (\sigma^2_{\max,l})_{s,o}, (\sigma^2_{\max,r})_{s,o}, (\rho'_{\min})_{s,o}, (\sigma^2_{\min,l})_{s,o}, (\sigma^2_{\min,r})_{s,o}, \dots \\ (\rho'_{\max})_{s,\Omega}, (\sigma^2_{\max,l})_{s,\Omega}, (\sigma^2_{\max,r})_{s,\Omega}, (\rho'_{\min})_{s,\Omega}, (\sigma^2_{\min,l})_{s,\Omega}, (\sigma^2_{\min,r})_{s,\Omega} \end{array} \right) \quad (5)$$

[0027] 式(5)中, $(\rho'_{\max})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的形状参数; $(\sigma^2_{\max,l})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的左方差; $(\sigma^2_{\max,r})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的右方差; $(\rho'_{\min})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的形状参数; $(\sigma^2_{\min,l})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的左方差; $(\sigma^2_{\min,r})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的右方差;

[0028] 步骤1.4:由所述滤波器方向内统计特征 F_1 和梯度方向间统计特征 F_2 构成所述输入图像的自然场景统计特征;

[0029] 步骤2:将原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 分别作为输入图像并按照步骤1进行处理,从而得到所述原始图像 I_0 的自然场景统计特征和重定向图像 I_R 的自然场景统计特征,并获得两者之间的差值,作为输入支持向量回归模型的自然场景差值统计特征;

[0030] 步骤3:获得所述原始图像 I_0 的显著性图 S_0 ;

[0031] 步骤4:衡量双向显著性信息丢失;

[0032] 步骤4.1.1:利用式(6)得到所述重定向图像 I_R 在位置 p 上的显著性值 $S_R(p)$,从而得到所述重定向图像 I_R 的显著性图 S_R :

$$[0033] \quad S_R(p) = S_0(p+w(p)) \quad (6)$$

[0034] 式(6)中, $w(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的位移矢量,并由前向点对点匹配算法得到; $S_0(p+w(p))$ 表示原始图像 I_0 在位置 $(p+w(p))$ 上的显著性值;

[0035] 步骤4.1.2:利用式(7)获得前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} :

$$[0036] \quad f_{FSIL} = \frac{\sum_p S_R(p)}{\sum_p S_0(p)} \quad (7)$$

[0037] 步骤4.2.1:利用式(8)得到位置 p 上的重建像素值 $I_{warp}(p)$,从而得到由重定向图

像重建的原始图像 I_{warp} :

$$[0038] \quad I_{warp}(p) = I_R(p+v(p)) \quad (8)$$

[0039] 式(8)中, $v(p)$ 表示重定向图像在位置 p 上的位移矢量,并由后向点对点匹配算法得到; $I_R(p+v(p))$ 表示重定向图像在位置 $(p+v(p))$ 上的像素值;

[0040] 步骤4.2.2:采用显著性阈值分割法对所述原始图像 I_0 的显著性图 S_0 中显著性大于阈值 δ 的区域进行提取,得到显著性区域 \bar{S}_0 ;

[0041] 步骤4.2.3:利用式(9)获得后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} :

$$[0042] \quad f_{BSIL} = \frac{\sum_{p \in \bar{S}_0} w_p \times S_0(p)}{\sum_{p \in \bar{S}_0} S_0(p)} \quad (9)$$

[0043] 式(9)中, w_p 表示显著性区域 \bar{S}_0 中位置 p 上的像素相似性,并由式(10)得到:

$$[0044] \quad w_p = \frac{2 \times I_0(p) \times I_{warp}(p) + C}{I_0(p)^2 + I_{warp}(p)^2 + C} \quad (10)$$

[0045] 式(10)中, C 表示防止分母为0的常数; $I_0(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的像素值;

[0046] 步骤5:衡量图像显著性结构失真;

[0047] 步骤5.1:对所述原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 进行后向点对点匹配,得到重定向图像 I_R 在像素点 p 处的位移矢量 $(v_x(p), v_y(p))$,从而得到重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) ;

[0048] 步骤5.2:采用中值方法对所述重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) 进行取中值处理,得到重定向图像 I_R 的全部位移的主方向 (v_{medx}, v_{medy}) ;

[0049] 步骤5.3:利用式(11)得到显著性结构失真值 f_{SSD} :

$$[0050] \quad f_{SSD} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{p \in \bar{S}_0} \max\left(\left(v_x(p) - v_{medx}\right)^2, \left(v_y(p) - v_{medy}\right)^2\right)} \quad (11)$$

[0051] 式(11)中, N 表示显著性区域 \bar{S}_0 中的像素点个数;

[0052] 步骤6:由所述自然场景差值统计特征、前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} 、后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} 、显著性结构失真值 f_{SSD} 构成重定向质量评价特征;

[0053] 步骤7:利用支持向量回归模型对所述重定向质量评价特征进行训练和预测,从而得到质量评价模型以实现图像重定向质量评价方法。

[0054] 与已有技术相比,本发明的有益效果体现在:

[0055] 1、本发明针对重定向过程产生的自然场景统计特征变化,采用了log-Gabor域的自然场景统计特征,其分为两个方面:滤波器方向内统计特征和梯度方向间统计特征,提出的log-Gabor域的自然场景统计特征能够准确描述自然图像中的统计特性,从而能够准确地衡量自然图像经过重定向之后的统计特征变化,弥补了以往重定向质量评价算法对自然场景统计变化衡量的空白,提高了重定向图像质量的预测准确度。

[0056] 2、本发明采用了双向显著性信息丢失衡量算法,分别计算了前向显著性信息丢失值和后向显著性信息丢失值,能够同时对重定向图像的完整性和保真性进行衡量,克服了以往重定向质量评价算法对信息丢失考虑的不完整性,从而能够更准确地衡量重定向图像

中的信息丢失,提高了重定向图像质量的预测准确度。

[0057] 3、本发明采用了图像显著性结构失真衡量算法,首先得到原始图像和重定向图像之间的位移矢量,通过衡量在显著性区域的位移矢量的一致性得到图像显著性结构失真值,通过计算图像全局结构失真,得到克服了以往算法在局部计算的缺点,更符合人眼视觉感知的结构失真,提高了重定向图像质量的预测准确度。

附图说明

[0058] 图1为本发明方法流程图。

具体实施方式

[0059] 本实施例中,如图1所示,在图像重定向质量评价中,一种基于统计相似性和双向显著性保真度的图像重定向质量评价方法,是按如下步骤进行:

[0060] 步骤1:获取log-Gabor域的自然场景统计特征;

[0061] 步骤1.1:获得去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$;

[0062] 步骤1.1.1:对输入图像进行 Ω 个方向和 S 个尺度的log-Gabor滤波,得到幅度响应

$$\text{集合 } A = \left\{ \begin{array}{l} A_{1,1}, A_{1,2}, \dots, A_{1,o}, \dots, A_{1,\Omega} \\ A_{2,1}, A_{2,2}, \dots, A_{2,o}, \dots, A_{2,\Omega} \\ \vdots \\ A_{s,1}, A_{s,2}, \dots, A_{s,o}, \dots, A_{s,\Omega} \\ \vdots \\ A_{S,1}, A_{S,2}, \dots, A_{S,o}, \dots, A_{S,\Omega} \end{array} \right\}, A_{s,o} \text{ 表示第 } o \text{ 个方向和第 } s \text{ 个尺度上的幅度响应}; 1 \leq o \leq \Omega; 1 \leq s \leq S;$$

[0063] 步骤1.1.2:为了得到相邻四个像素之间的统计关系,利用式(1)建立第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 上任一像素点 (x, y) 的四个方向的梯度值,包括:水平梯度值 $H_{s,o}(x, y)$ 、垂直梯度值 $V_{s,o}(x, y)$ 、主对角梯度值 $D1_{s,o}(x, y)$ 、副对角梯度值 $D2_{s,o}(x, y)$;从而得到幅度响应 $A_{s,o}$ 的四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$;

$$[0064] \begin{cases} H_{s,o}(x, y) = A_{s,o}(x, y) - A_{s,o}(x, y+1) \\ V_{s,o}(x, y) = A_{s,o}(x, y) - A_{s,o}(x+1, y) \\ D1_{s,o}(x, y) = A_{s,o}(x, y) - A_{s,o}(x+1, y+1) \\ D2_{s,o}(x, y) = A_{s,o}(x, y) - A_{s,o}(x-1, y+1) \end{cases} \quad (1)$$

[0065] 式(1)中, $A_{s,o}(x, y)$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 在点 (x, y) 上的像素值;

[0066] 步骤1.1.3:以 $M_{s,o}$ 表示四个方向的梯度图 $\{H_{s,o}, V_{s,o}, D1_{s,o}, D2_{s,o}\}$ 中的任一方向的梯度图,则利用式(2)所示的除法标准化变换方法去除梯度图 $M_{s,o}$ 中像素点 (x, y) 的相关性,得到去相关性后的像素点 $\hat{M}_{s,o}(x, y)$,从而得到去相关性后的梯度图 $\hat{M}_{s,o}$;

$$[0067] \quad \hat{M}_{s,o}(x,y) = \frac{M_{s,o}(x,y)}{\sqrt{\beta + \sum_{i=-I}^I \sum_{j=-J}^J G_{i,j}(x,y) M_{s,o}(x+i,y+j)}} \quad (2)$$

[0068] 式(2)中, $G_{i,j}(x,y)$ 表示在 $(x+i,y+j)$ 位置上像素点的高斯加权系数, $M_{s,o}(x+i,y+j)$ 表示梯度图 $M_{s,o}$ 中在 $(x+i,y+j)$ 位置上的像素点; $[-I,I]$ 和 $[-J,J]$ 分别表示在 (x,y) 位置周围的所有高斯加权区域的长度和高度; β 表示防止分母为0的常数;

[0069] 步骤1.2:获取滤波器方向内统计特征;

[0070] 步骤1.2.1:从四个方向的梯度图 $\{H_{s,o},V_{s,o},D1_{s,o},D2_{s,o}\}$ 中选择与第 o 个方向和第 s 个尺度上的幅度响应 $A_{s,o}$ 具有相同方向的梯度图,记为 $M_{s,o}$;利用广义高斯分布模型对具有相同方向的梯度图 $M_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的形状参数 $\rho_{s,o}$ 和方差 $\sigma_{s,o}^2$;

[0071] 步骤1.2.2:利用式(3)获得滤波器方向内统计特征 F_1 :

$$[0072] \quad F_1 = \sum_{s=1}^S (\rho_{s,1}, \sigma_{s,1}^2, \rho_{s,2}, \sigma_{s,2}^2, \dots, \rho_{s,o}, \sigma_{s,o}^2, \dots, \rho_{s,\Omega}, \sigma_{s,\Omega}^2) \quad (3)$$

[0073] 步骤1.3:获取梯度方向间统计特征;

[0074] 步骤1.3.1:为了提取在自然图像中的边缘响应特征,我们采用一种最显著方向选取的方法对边缘进行提取,在四个梯度图之间找到统计特征。利用式(4)获得第 o 个方向和第 s 个尺度上的在 (x,y) 位置上的最大边缘响应值 $Max_{s,o}(x,y)$ 和最小边缘响应值 $Min_{s,o}(x,y)$,从而得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图 $Max_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $Min_{s,o}$:

$$[0075] \quad \begin{cases} Max_{s,o}(x,y) = \max \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \\ Min_{s,o}(x,y) = \min \{H_{s,o}(x,y), V_{s,o}(x,y), D1_{s,o}(x,y), D2_{s,o}(x,y)\} \end{cases} \quad (4)$$

[0076] 步骤1.3.2:利用除法标准化变换方法去除最大边缘响应图 $Max_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $Min_{s,o}$ 的图内相关性;得到去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{Min}_{s,o}$;

[0077] 步骤1.3.3:利用非对称广义高斯分布模型对去相关性后的最大边缘响应图 $\hat{Max}_{s,o}$ 和最小边缘响应图 $\hat{Min}_{s,o}$ 的统计直方图进行拟合,得到第 o 个方向和第 s 个尺度上的形状参数 $\rho'_{s,o}$ 、左方差 $(\sigma_l^2)_{s,o}$ 和右方差 $(\sigma_r^2)_{s,o}$;

[0078] 步骤1.3.4:利用式(5)获得梯度方向间统计特征 F_2 :

$$[0079] \quad F_2 = \sum_{s=1}^S \left(\begin{array}{l} (\rho'_{\max})_{s,1}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,1}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,1}, (\rho'_{\min})_{s,1}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,1}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,1}, \dots \\ (\rho'_{\max})_{s,o}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,o}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,o}, (\rho'_{\min})_{s,o}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,o}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,o}, \dots \\ (\rho'_{\max})_{s,\Omega}, (\sigma_{\max,l}^2)_{s,\Omega}, (\sigma_{\max,r}^2)_{s,\Omega}, (\rho'_{\min})_{s,\Omega}, (\sigma_{\min,l}^2)_{s,\Omega}, (\sigma_{\min,r}^2)_{s,\Omega} \end{array} \right) \quad (5)$$

[0080] 式(5)中, $(\rho'_{\max})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的形状参数; $(\sigma_{\max,l}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的左方差; $(\sigma_{\max,r}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最大边缘响应图的右方差; $(\rho'_{\min})_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度

上的最小边缘响应图的形状参数； $(\sigma_{\min,l}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的左方差； $(\sigma_{\min,r}^2)_{s,o}$ 表示第 o 个方向和第 s 个尺度上的最小边缘响应图的右方差；

[0081] 步骤1.4:由滤波器方向内统计特征 F_1 和梯度方向间统计特征 F_2 构成输入图像的自然场景统计特征；

[0082] 步骤2:将原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 分别作为输入图像并按照步骤1进行处理,从而得到原始图像 I_0 的自然场景统计特征和重定向图像 I_R 的自然场景统计特征,并获得两者之间的差值,作为输入支持向量回归模型的自然场景差值统计特征；

[0083] 步骤3:获得原始图像 I_0 的显著性图 S_0 ；

[0084] 步骤4:在重定向过程中,重定向算法会导致一种常见的失真:图像内容信息丢失失真。本发明提出衡量双向显著性信息丢失的方法；

[0085] 步骤4.1.1:利用式(6)得到重定向图像 I_R 在位置 p 上的显著性值 $S_R(p)$,从而得到重定向图像 I_R 的显著性图 S_R ；

$$[0086] \quad S_R(p) = S_0(p+w(p)) \quad (6)$$

[0087] 式(6)中, $w(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的位移矢量,并由前向点对点匹配算法得到； $S_0(p+w(p))$ 表示原始图像 I_0 在位置 $(p+w(p))$ 上的显著性值；

[0088] 步骤4.1.2:利用式(7)获得前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} ,表示原始图像 I_0 中的显著性信息在重定向后被保留的多少；

$$[0089] \quad f_{FSIL} = \frac{\sum_p S_R(p)}{\sum_p S_0(p)} \quad (7)$$

[0090] 步骤4.2.1:利用式(8)得到位置 p 上的重建像素值 $I_{warp}(p)$,从而得到由重定向图像重建的原始图像 I_{warp} ；

$$[0091] \quad I_{warp}(p) = I_R(p+v(p)) \quad (8)$$

[0092] 式(8)中, $v(p)$ 表示重定向图像在位置 p 上的位移矢量,并由后向点对点匹配算法得到； $I_R(p+v(p))$ 表示重定向图像在位置 $(p+v(p))$ 上的像素值；

[0093] 步骤4.2.2:为了消除点和点的误匹配以及非显著区域对最终后向显著性信息丢失失真算子的影响,采用显著性阈值分割法对原始图像 I_0 的显著性图 S_0 中显著性大于阈值 δ 的区域进行提取,得到显著性区域 \bar{S}_0 ；

[0094] 步骤4.2.3:利用式(9)获得后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} ,表示原始图像 I_0 中多少显著性信息可以从重定向图像 I_R 中恢复出来；

$$[0095] \quad f_{BSIL} = \frac{\sum_{p \in \bar{S}_0} w_p \times S_0(p)}{\sum_{p \in \bar{S}_0} S_0(p)} \quad (9)$$

[0096] 式(9)中, w_p 表示显著性区域 \bar{S}_0 中位置 p 上的像素相似性,并由式(10)得到；

$$[0097] \quad w_p = \frac{2 \times I_0(p) \times I_{warp}(p) + C}{I_0(p)^2 + I_{warp}(p)^2 + C} \quad (10)$$

[0098] 式(10)中, C 表示防止分母为0的常数； $I_0(p)$ 表示原始图像 I_0 在位置 p 上的像素值；

[0099] 步骤5:衡量图像显著性结构失真;

[0100] 步骤5.1:对原始图像 I_0 和重定向图像 I_R 进行后向点对点匹配,得到重定向图像 I_R 在像素点 p 处的位移矢量 $(v_x(p), v_y(p))$,从而得到重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) ;

[0101] 步骤5.2:采用中值方法对重定向图像 I_R 的全部位移矢量 (v_x, v_y) 进行取中值处理,得到重定向图像 I_R 的全部位移的主方向 (v_{medx}, v_{medy}) ;

[0102] 步骤5.3:利用式(11)得到显著性结构失真值 f_{SSD} :

$$f_{SSD} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{p \in \bar{S}_O} \max\left(\left(v_x(p) - v_{medx}\right)^2, \left(v_y(p) - v_{medy}\right)^2\right)} \quad (11)$$

[0104] 式(11)中, N 表示显著性区域 \bar{S}_O 中的像素点个数;

[0105] 步骤6:由自然场景差值统计特征、前向显著性信息丢失值 f_{FSIL} 、后向显著性信息丢失值 f_{BSIL} 、显著性结构失真值 f_{SSD} 构成重定向质量评价特征;

[0106] 步骤7:利用支持向量回归模型对重定向质量评价特征进行训练和预测,从而得到质量评价模型以实现图像重定向质量评价方法。

[0107] 表1是本发明在公开数据库上与其他算法的比较结果,可以看出本发明在两个公开数据库上的性能都明显超过了其他两个算法。

[0108] 表1本发明在公开数据库上与其他算法的比较结果

	RetargetMe数据 库	CUHK数据库	
[0109]	肯德尔相关系 数	线性相关系数	斯皮尔曼相关 系数
	SIFT-flow	0.145	0.2899
	EMD	0.251	0.2904
[0110]	本发明	0.4560	0.7410

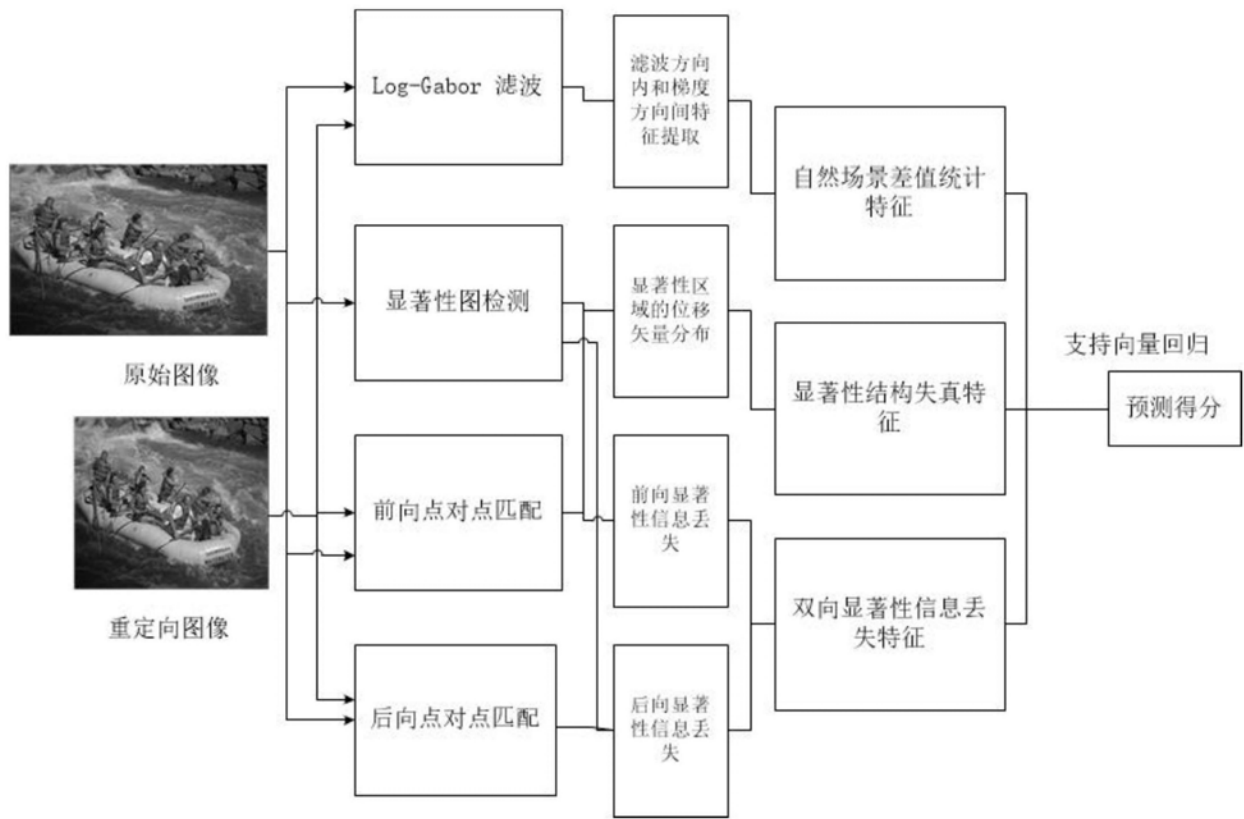


图1