



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108805825 B

(45) 授权公告日 2021.04.27

(21) 申请号 201810412492.3

CN 107481250 A, 2017.12.15

(22) 申请日 2018.05.03

CN 105981384 A, 2016.09.28

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 103077514 A, 2013.05.01

申请公布号 CN 108805825 A

富振奇. 结合双向相似性变换的重定向图像质量评价.《中国图像图形学报》.2018, 第490-499页.

(43) 申请公布日 2018.11.13

曹连超. 基于内容的图像/视频重定向方法研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库信息科技辑(月刊)》.2014, (第03期), 第1138-613页.

(73) 专利权人 宁波大学

地址 315211 浙江省宁波市江北区风华路818号

Lin Ma et.al. Image Retargeting Quality Assessment: A Study of Subjective Scores and Objective Metrics.《IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN SIGNAL PROCESSING》.2012, 第6卷(第6期), 第626-639页.

(72) 发明人 邵枫 富振奇 李福翠

(74) 专利代理机构 宁波奥圣专利代理有限公司

33226

代理人 周珏

(51) Int. Cl.

G06T 5/00 (2006.01)

G06K 9/46 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

Qiuping Jiang et.al. Learning Sparse Representation for Objective Image Retargeting Quality Assessment.《IEEE TRANSACTIONS ON CYBERNETICS》.2018, 第48卷(第4期), 第1276-1289页.

(56) 对比文件

US 2012121204 A1, 2012.05.17

CN 107105214 A, 2017.08.29

US 2012260223 A1, 2012.10.11

审查员 何欢欢

权利要求书5页 说明书10页 附图1页

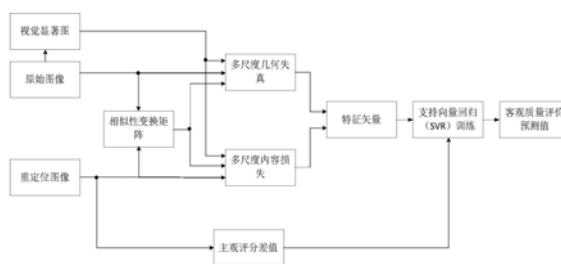
(54) 发明名称

一种重定位图像质量评价方法

(57) 摘要

本发明公开了一种重定位图像质量评价方法,其考虑了结构失真和内容损失对重定位的影响,利用相似性变换矩阵建立原始图像与重定位图像的变换关系,根据相似性变换矩阵计算出多尺度下的结构失真,并根据四边形网格的面积变化计算出多尺度下的内容损失,然后利用支持向量回归对训练集中的由多尺度下的结构失真和内容损失构成的特征矢量进行训练,构造支持向量回归训练模型;在测试阶段,通过计算测试集中的重定位图像的特征矢量,并根据支持向量回归训练模型,预测得到测试集中的重定位图像的客观质量评价预测值,由于获得的特征矢量具有较强的稳定性且能较好地反映重定位图像的质

量变化情况,因此有效地提高了客观评价结果与主观感知之间的相关性。



CN 108805825 B

1. 一种重定位图像质量评价方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤一:令 I_{org} 表示原始图像,令 I_{ret} 表示 I_{org} 对应的重定位图像;将 I_{org} 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的像素值记为 $I_{org}(x, y)$,将 I_{ret} 中坐标位置为 (x', y) 的像素点的像素值记为 $I_{ret}(x', y)$;其中, $1 \leq x \leq W, 1 \leq y \leq H, 1 \leq x' \leq W', W$ 表示 I_{org} 的宽度, W' 表示 I_{ret} 的宽度, H 表示 I_{org} 和 I_{ret} 的高度;

步骤二:采用SIFT-Flow方法建立 I_{org} 与 I_{ret} 之间的匹配关系,得到 I_{org} 中的每个像素点的SIFT-Flow向量,将 I_{org} 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的SIFT-Flow向量记为 $\mathbf{v}_o(x, y), \mathbf{v}_o(x, y) = (v_o^{\bar{x}}(x, y), v_o^{\bar{y}}(x, y))$;然后根据 I_{org} 中的所有像素点的SIFT-Flow向量,从 I_{org} 中重构得到重定位图像,记为 \tilde{I}_{ret} ,将 \tilde{I}_{ret} 中坐标位置为 $(x + v_o^{\bar{x}}(x, y), y + v_o^{\bar{y}}(x, y))$ 的像素点的像素值记为 $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^{\bar{x}}(x, y), y + v_o^{\bar{y}}(x, y))$, $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^{\bar{x}}(x, y), y + v_o^{\bar{y}}(x, y)) = I_{org}(x, y)$;再找出 \tilde{I}_{ret} 中的所有空洞像素点,并将值0作为 \tilde{I}_{ret} 中的每个空洞像素点的像素值;其中, \bar{x} 用于表示水平方向, \bar{y} 用于表示垂直方向, $v_o^{\bar{x}}(x, y)$ 表示 $\mathbf{v}_o(x, y)$ 的水平偏移量, $v_o^{\bar{y}}(x, y)$ 表示 $\mathbf{v}_o(x, y)$ 的垂直偏移量, $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^{\bar{x}}(x, y), y + v_o^{\bar{y}}(x, y)) = I_{org}(x, y)$ 中的“=”为赋值符号;

步骤三:在3个不同尺度下将 I_{org} 分别分割成多个互不重叠的四边形网格,将在第 j 个尺度下 I_{org} 中的第 k_j 个四边形网格记为 $\mathbf{U}_o^{k_j}, \mathbf{U}_o^{k_j}$ 以其左上、左下、右上和右下4个网格顶点的集合来描述, $\mathbf{U}_o^{k_j} = \{\mathbf{u}_o^{k_j,1}, \mathbf{u}_o^{k_j,2}, \mathbf{u}_o^{k_j,3}, \mathbf{u}_o^{k_j,4}\}$;其中, $j=1, 2, 3, k_j$ 为正整数, $1 \leq k_j \leq M_j, M_j$ 表示在第 j 个尺度下 I_{org} 中的四边形网格的总个数, $M_j = \left\lfloor \frac{W}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{H}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor$, $\mathcal{W}_j \times \mathcal{W}_j$ 表示在第 j 个尺度下 I_{org} 中的四边形网格的尺寸大小, $\mathcal{W}_1=8, \mathcal{W}_2=16, \mathcal{W}_3=32$,符号“ $\lfloor \ \rfloor$ ”为向下取整运算符号, $\mathbf{u}_o^{k_j,1}, \mathbf{u}_o^{k_j,2}, \mathbf{u}_o^{k_j,3}, \mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 对应表示 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下网格顶点、右上网格顶点、右下网格顶点, $\mathbf{u}_o^{k_j,1}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,1}$ 来描述, $\mathbf{u}_o^{k_j,1} = \{x_o^{k_j,1}, y_o^{k_j,1}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,2}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,2}$ 来描述, $\mathbf{u}_o^{k_j,2} = \{x_o^{k_j,2}, y_o^{k_j,2}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,3}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,3}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,3}$ 来描述, $\mathbf{u}_o^{k_j,3} = \{x_o^{k_j,3}, y_o^{k_j,3}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,4}$ 来描述, $\mathbf{u}_o^{k_j,4} = \{x_o^{k_j,4}, y_o^{k_j,4}\}$;

步骤四:根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的所有网格顶点的SIFT-Flow向量,确定在相同尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,将在第 j 个尺度下 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 在 I_{ret} 中匹配的四边形网格记为 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}, \tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j} = \{\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}\}$;然后计算在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵,将 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的相似性变换矩阵记为 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}, \tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j} = \left(\left(\mathbf{A}_o^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_o^{k_j} \right)^{-1} \left(\mathbf{A}_o^{k_j} \right)^T \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j}$;其中, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下

网格顶点、右上网格顶点、右下网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,1}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1} = \{\tilde{x}_R^{k_j,1}, \tilde{y}_R^{k_j,1}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,2}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2} = \{\tilde{x}_R^{k_j,2}, \tilde{y}_R^{k_j,2}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,3}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3} = \{\tilde{x}_R^{k_j,3}, \tilde{y}_R^{k_j,3}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,4}$ 来描述,

$$\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4} = \{\tilde{x}_R^{k_j,4}, \tilde{y}_R^{k_j,4}\}, \quad \tilde{x}_R^{k_j,1} = x_O^{k_j,1} + v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1}), \quad \tilde{y}_R^{k_j,1} = y_O^{k_j,1} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1}),$$

$$\tilde{x}_R^{k_j,2} = x_O^{k_j,2} + v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2}), \quad \tilde{y}_R^{k_j,2} = y_O^{k_j,2} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2}), \quad \tilde{x}_R^{k_j,3} = x_O^{k_j,3} + v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3}),$$

$$\tilde{y}_R^{k_j,3} = y_O^{k_j,3} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3}), \quad \tilde{x}_R^{k_j,4} = x_O^{k_j,4} + v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4}), \quad \tilde{y}_R^{k_j,4} = y_O^{k_j,4} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4}),$$

$v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$$\mathbf{A}_O^{k_j} = \begin{bmatrix} x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 \\ x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 \\ x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 \\ x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 \end{bmatrix}, \quad (\mathbf{A}_O^{k_j})^T \text{ 为 } \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的转置, } \left((\mathbf{A}_O^{k_j})^T \mathbf{A}_O^{k_j} \right)^{-1} \text{ 为 } (\mathbf{A}_O^{k_j})^T \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的}$$

$$\text{逆, } \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_R^{k_j,1} \\ \tilde{y}_R^{k_j,1} \\ \tilde{x}_R^{k_j,2} \\ \tilde{y}_R^{k_j,2} \\ \tilde{x}_R^{k_j,3} \\ \tilde{y}_R^{k_j,3} \\ \tilde{x}_R^{k_j,4} \\ \tilde{y}_R^{k_j,4} \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j} \text{ 的维数为 } 6 \times 1;$$

步骤五:采用分层显著性检测模型提取出 I_{org} 的视觉显著图,记为 $\{S_0(x,y)\}$;然后根据在每个尺度下 I_{org} 中的所有四边形网格的相似性变换矩阵,并结合 $\{S_0(x,y)\}$,计算在每个尺度下 I_{org} 的结构失真,将在第 j 个尺度下 I_{org} 的结构失真记为 f_{SD}^j ;并根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,并结合 $\{S_0(x,y)\}$ 和 \tilde{I}_{ret} ,计算在每个尺度下 I_{org} 的内容损失,将在第 j 个尺度下 I_{org} 的内容损失记为 f_{CL}^j ;其中, $S_0(x,y)$ 表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中坐标位置为 (x,y) 的像素点的像素值;

步骤六:根据在3个尺度下 I_{org} 的结构失真和内容损失,获取 I_{ret} 的特征矢量,记为 \mathbf{F} , $\mathbf{F}=[f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$;其中, \mathbf{F} 的维数为 6×1 , $[f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$ 表示将 $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 连接起来形成一个特征矢量, $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第2个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第3个尺度下 I_{org} 的结构失真, $f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第2个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第3个尺度下 I_{org} 的内容损失;

步骤七:将 n' 幅原始图像对应的共 n 幅重定位图像构成重定位图像集合;然后采用主观质量评价方法,获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的主观评分差值,将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的主观评分差值记为 MOS_{g_1} ;并按照步骤一至步骤六的过程,以相同的方式获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的特征矢量,将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的特征矢量记为 \mathbf{F}_{g_1} ;其中, $n' > 1, n > 1, 1 \leq g_1 \leq n, MOS_{g_1} \in [0,5], \mathbf{F}_{g_1}$ 的维数为 6×1 ;

步骤八:随机选择重定位图像集合中的 m 幅重定位图像构成训练集,将重定位图像集合中剩余的 $n-m$ 幅重定位图像构成测试集;然后将训练集中的所有重定位图像的特征矢量和主观评分差值构成训练样本数据集合;接着采用支持向量回归作为机器学习的方法,对训练样本数据集合中的所有特征矢量进行训练,使得经过训练得到的回归函数值与主观评分差值之间的误差最小,拟合得到最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} ;再利用得到的最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} ,构造重定位图像的支持向量回归训练模型,记为 $f(\mathbf{F}_{\text{inp}})$, $f(\mathbf{F}_{\text{inp}}) = (\mathbf{w}^{\text{opt}})^T \varphi(\mathbf{F}_{\text{inp}}) + b^{\text{opt}}$;其中, $1 \leq m < n, f(\cdot)$ 为函数表示形式, \mathbf{F}_{inp} 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量,为重定位图像的特征矢量, \mathbf{F}_{inp} 的维数为 6×1 , $(\mathbf{w}^{\text{opt}}$

)^T为 w^{opt} 的转置, $\varphi(\mathbf{F}_{inp})$ 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量 F_{inp} 的线性函数;

步骤九:将测试集中的所有重定位图像的特征矢量构成测试样本数据集合;然后根据构造得到的重定位图像的支持向量回归训练模型,对测试样本数据集合中的每个特征矢量进行测试,预测得到测试样本数据集合中的每个特征矢量对应的重定位图像的客观质量评价预测值,将测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量对应的重定位图像的客观质量评价预测值记为 Q_q , $Q_q = f(F_q)$, $f(F_q) = (w^{opt})^T \varphi(F_q) + b^{opt}$;其中, q 为正整数, $1 \leq q \leq n-m$, F_q 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量, F_q 的维数为 6×1 , $\varphi(F_q)$ 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量的线性函数;

步骤十:重复执行步骤八至步骤九共 X 次,并使重定位图像集合中的每幅重定位图像至少有一次属于测试集,经过 X 次执行后计算重定位图像集合中的每幅重定位图像的若干个客观质量评价预测值的平均值,再将重定位图像集合中的每幅重定位图像的客观质量评价预测值的平均值作为该幅重定位图像的最终的客观质量评价预测值;其中, X 的取值大于或等于100。

2.根据权利要求1所述的一种重定位图像质量评价方法,其特征在于所述的步骤五中的 f_{SD}^j 的计算过程为:

A1、根据在第 j 个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵,计算在第 j 个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真,将 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的几何失真记为 $\zeta_o^{k_j}$, $\zeta_o^{k_j} = (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1)-1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5)-1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1)-\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2)-\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4))^2$;其中, $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5)$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}$ 中的第1个元素、第2个元素、第4个元素、第5个元素;

A2、根据在第 j 个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真,并结合 $\{S_0(x,y)\}$,计算得到 f_{SD}^j , $f_{SD}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \exp(-\zeta_o^{k_j})}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)}$;其中, $S_0(k_j)$ 表示 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 中的所有像素点的视觉显著值的

均值,也即表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中与 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的像素值的均值, $\exp()$ 表示以自然基数 e 为底的指数函数。

3.根据权利要求1或2所述的一种重定位图像质量评价方法,其特征在于所述的步骤五

中的 f_{CL}^j 的计算过程为: $f_{CL}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \frac{\mathbb{Z}_{\mathbf{U}_o^{k_j}}(I_{org})}{\mathbb{Z}_{\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})}}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)}$;其中, $S_0(k_j)$ 表示 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 中的所有像素点

的视觉显著值的均值,也即表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中与 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的像素值的

均值, $Z_{\mathbf{U}_O^{k_j}}(I_{org})$ 表示计算 I_{org} 中与 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小, $Z_{\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})$ 表示计算 \tilde{I}_{ret} 中与 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小。

一种重定位图像质量评价方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种图像质量评价方法,尤其是涉及一种重定位图像质量评价方法。

背景技术

[0002] 随着终端显示设备(例如智能手机、平板电脑、电视等)的快速发展与更新换代,具有不同分辨率和屏幕高宽比的终端显示设备充斥着人们的工作与生活。当需要显示的图像或视频的分辨率与屏幕的分辨率不相符时,如何在尽可能不改变用户观看体验的前提下,改变图像或视频的分辨率使之适应不同尺寸的终端显示设备,这就是重定位(retargeting)问题。当前解决重定位问题的方法有:缩放(scaling)、裁切(cropping)和变形(warping)等。然而,这些重定位方法没有充分利用终端显示设备的尺寸优势,降低了用户体验效果,因此对不同重定位方法的性能进行客观评价十分必要。

[0003] 现有的重定位方法大多以像素点匹配为基础,建立原始图像和重定位图像之间的映射关系,并基于像素点匹配提取出相应特征来评价重定位图像质量。然而,重定位图像由不同的重定位操作得到,现有的重定位图像质量评价方法并不能很好地揭示两者之间的关系。因此,如何在评价过程中有效地提取出特征,使得客观评价结果更加感觉符合人类视觉系统,是在对重定位图像进行客观质量评价过程中需要研究解决的问题。

发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题是提供一种重定位图像质量评价方法,其能够有效地提高客观评价结果与主观感知之间的相关性。

[0005] 本发明解决上述技术问题所采用的技术方案为:一种重定位图像质量评价方法,其特征在于包括以下步骤:

[0006] 步骤一:令 I_{org} 表示原始图像,令 I_{ret} 表示 I_{org} 对应的重定位图像;将 I_{org} 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的像素值记为 $I_{org}(x, y)$,将 I_{ret} 中坐标位置为 (x', y) 的像素点的像素值记为 $I_{ret}(x', y)$;其中, $1 \leq x \leq W, 1 \leq y \leq H, 1 \leq x' \leq W'$, W 表示 I_{org} 的宽度, W' 表示 I_{ret} 的宽度, H 表示 I_{org} 和 I_{ret} 的高度;

[0007] 步骤二:采用SIFT-Flow方法建立 I_{org} 与 I_{ret} 之间的匹配关系,得到 I_{org} 中的每个像素点的SIFT-Flow向量,将 I_{org} 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的SIFT-Flow向量记为 $v_0(x, y)$, $v_0(x, y) = (v_0^{\bar{x}}(x, y), v_0^{\bar{y}}(x, y))$;然后根据 I_{org} 中的所有像素点的SIFT-Flow向量,从 I_{org} 中重构得到重定位图像,记为 \tilde{I}_{ret} ,将 \tilde{I}_{ret} 中坐标位置为 $(x + v_0^{\bar{x}}(x, y), y + v_0^{\bar{y}}(x, y))$ 的像素点的像素值记为 $\tilde{I}_{ret}(x + v_0^{\bar{x}}(x, y), y + v_0^{\bar{y}}(x, y))$, $\tilde{I}_{ret}(x + v_0^{\bar{x}}(x, y), y + v_0^{\bar{y}}(x, y)) = I_{org}(x, y)$;再找出 \tilde{I}_{ret} 中的所有空洞像素点,并将值0作为 \tilde{I}_{ret} 中的每个空洞像素点的像素值;其中, \bar{x} 用于表示水平方向, \bar{y} 用于表示垂直方向, $v_0^{\bar{x}}(x, y)$ 表示 $v_0(x, y)$ 的水平偏移量, $v_0^{\bar{y}}(x, y)$ 表示 $v_0(x, y)$ 的垂直偏移量, $\tilde{I}_{ret}(x + v_0^{\bar{x}}(x, y), y + v_0^{\bar{y}}(x, y)) = I_{org}(x, y)$ 中的“=”为赋值符号;

[0008] 步骤三:在3个不同尺度下将 I_{org} 分别分割成多个互不重叠的四边形网格,将在第j个尺度下 I_{org} 中的第 k_j 个四边形网格记为 $\mathbf{U}_O^{k_j}$, $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 以其左上、左下、右上和右下4个网格顶点的集合来描述, $\mathbf{U}_O^{k_j} = \{\mathbf{u}_O^{k_j,1}, \mathbf{u}_O^{k_j,2}, \mathbf{u}_O^{k_j,3}, \mathbf{u}_O^{k_j,4}\}$;其中, $j=1, 2, 3, k_j$ 为正整数, $1 \leq k_j \leq M_j, M_j$ 表示

在第j个尺度下 I_{org} 中的四边形网格的总个数, $M_j = \left\lfloor \frac{W}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{H}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor$, $\mathcal{W}_j \times \mathcal{W}_j$ 表示在第j个

尺度下 I_{org} 中的四边形网格的尺寸大小, $\mathcal{W}_1=8, \mathcal{W}_2=16, \mathcal{W}_3=32$,符号“ $\lfloor \ \rfloor$ ”为向下取整

运算符号, $\mathbf{u}_O^{k_j,1}, \mathbf{u}_O^{k_j,2}, \mathbf{u}_O^{k_j,3}, \mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 对应表示 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下网格顶点、右上网格顶点、

右下网格顶点, $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 以 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $x_O^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $y_O^{k_j,1}$ 来描述,

$\mathbf{u}_O^{k_j,1} = \{x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1}\}$, $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 以 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $x_O^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $y_O^{k_j,2}$ 来描述,

$\mathbf{u}_O^{k_j,2} = \{x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2}\}$, $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 以 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 的水平坐标位置 $x_O^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $y_O^{k_j,3}$ 来描述,

$\mathbf{u}_O^{k_j,3} = \{x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3}\}$, $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 以 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 的水平坐标位置 $x_O^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $y_O^{k_j,4}$ 来描述,

$\mathbf{u}_O^{k_j,4} = \{x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4}\}$;

[0009] 步骤四:根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的所有网格顶点的SIFT-Flow向量,确定在相同尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,将在第j个尺度下 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 在 I_{ret} 中匹配的四边形网格记为 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$, $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j} = \{\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}\}$;然后计算在每个

尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵,将 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 的相似性变换矩阵记为 $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}$,

$\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j} = \left((\mathbf{A}_O^{k_j})^T \mathbf{A}_O^{k_j} \right)^{-1} (\mathbf{A}_O^{k_j})^T \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j}$;其中, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下

网格顶点、右上网格顶点、右下网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 在 I_{ret} 中匹配的网

格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 亦表示在第j个尺度

下 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点,

$\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,1}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1} = \{\tilde{x}_R^{k_j,1}, \tilde{y}_R^{k_j,1}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 以

$\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,2}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2} = \{\tilde{x}_R^{k_j,2}, \tilde{y}_R^{k_j,2}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 的水

平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,3}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3} = \{\tilde{x}_R^{k_j,3}, \tilde{y}_R^{k_j,3}\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 的水平坐标位

置 $\tilde{x}_R^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,4}$ 来描述,

$\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4} = \{\tilde{x}_R^{k_j,4}, \tilde{y}_R^{k_j,4}\}$, $\tilde{x}_R^{k_j,1} = x_O^{k_j,1} + v_O^x(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$, $\tilde{y}_R^{k_j,1} = y_O^{k_j,1} + v_O^y(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$,

$\tilde{x}_R^{k_j,2} = x_O^{k_j,2} + v_O^x(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$, $\tilde{y}_R^{k_j,2} = y_O^{k_j,2} + v_O^y(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$, $\tilde{x}_R^{k_j,3} = x_O^{k_j,3} + v_O^x(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$,

$\tilde{y}_R^{k_j,3} = y_O^{k_j,3} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$, $\tilde{x}_R^{k_j,4} = x_O^{k_j,4} + v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$, $\tilde{y}_R^{k_j,4} = y_O^{k_j,4} + v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$,
 $v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 的 SIFT-Flow 向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 的 SIFT-Flow 向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 的 SIFT-Flow 向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^{\bar{x}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 和 $v_O^{\bar{y}}(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 的 SIFT-Flow 向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$$\mathbf{A}_O^{k_j} = \begin{bmatrix} x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 \\ x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 \\ x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 \\ x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 \end{bmatrix}, \left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \text{ 为 } \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的转置, } \left(\left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_O^{k_j} \right)^{-1} \text{ 为 } \left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的}$$

$$\text{逆, } \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_R^{k_j,1} \\ \tilde{y}_R^{k_j,1} \\ \tilde{x}_R^{k_j,2} \\ \tilde{y}_R^{k_j,2} \\ \tilde{x}_R^{k_j,3} \\ \tilde{y}_R^{k_j,3} \\ \tilde{x}_R^{k_j,4} \\ \tilde{y}_R^{k_j,4} \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j} \text{ 的维数为 } 6 \times 1;$$

[0010] 步骤五:采用分层显著性检测模型提取出 I_{org} 的视觉显著图,记为 $\{S_0(x, y)\}$;然后根据在每个尺度下 I_{org} 中的所有四边形网格的相似性变换矩阵,并结合 $\{S_0(x, y)\}$,计算在每个尺度下 I_{org} 的结构失真,将在第 j 个尺度下 I_{org} 的结构失真记为 f_{SD}^j ;并根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,并结合 $\{S_0(x, y)\}$ 和 \tilde{I}_{ret} ,计算在每个尺度下 I_{org} 的内容损失,将在第 j 个尺度下 I_{org} 的内容损失记为 f_{CL}^j ;其中, $S_0(x, y)$ 表示 $\{S_0(x, y)\}$ 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的像素值;

[0011] 步骤六:根据在3个尺度下 I_{org} 的结构失真和内容损失,获取 I_{ret} 的特征矢量,记为 \mathbf{F} , $\mathbf{F} = [f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$;其中, \mathbf{F} 的维数为 6×1 , $[f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$ 表示将 $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 连接起来形成一个特征矢量, $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第2个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第3个尺度下 I_{org} 的结构失真,

$f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第2个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第3个尺度下 I_{org} 的内容损失；

[0012] 步骤七：将 n' 幅原始图像对应的共 n 幅重定位图像构成重定位图像集合；然后采用主观质量评价方法，获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的主观评分差值，将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的主观评分差值记为 MOS_{g_1} ；并按照步骤一至步骤六的过程，以相同的方式获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的特征矢量，将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的特征矢量记为 \mathbf{F}_{g_1} ；其中， $n' > 1, n > 1, 1 \leq g_1 \leq n, MOS_{g_1} \in [0, 5], \mathbf{F}_{g_1}$ 的维数为 6×1 ；

[0013] 步骤八：随机选择重定位图像集合中的 m 幅重定位图像构成训练集，将重定位图像集合中剩余的 $n - m$ 幅重定位图像构成测试集；然后将训练集中的所有重定位图像的特征矢量和主观评分差值构成训练样本数据集合；接着采用支持向量回归作为机器学习的方法，对训练样本数据集合中的所有特征矢量进行训练，使得经过训练得到的回归函数值与主观评分差值之间的误差最小，拟合得到最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} ；再利用得到的最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} ，构造重定位图像的支持向量回归训练模型，记为 $f(\mathbf{F}_{inp})$ ， $f(\mathbf{F}_{inp}) = (\mathbf{w}^{opt})^T \varphi(\mathbf{F}_{inp}) + b^{opt}$ ；其中， $1 \leq m < n, f(\cdot)$ 为函数表示形式， \mathbf{F}_{inp} 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量，为重定位图像的特征矢量， \mathbf{F}_{inp} 的维数为 6×1 ， $(\mathbf{w}^{opt})^T$ 为 \mathbf{w}^{opt} 的转置， $\varphi(\mathbf{F}_{inp})$ 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量 \mathbf{F}_{inp} 的线性函数；

[0014] 步骤九：将测试集中的所有重定位图像的特征矢量构成测试样本数据集合；然后根据构造得到的重定位图像的支持向量回归训练模型，对测试样本数据集合中的每个特征矢量进行测试，预测得到测试样本数据集合中的每个特征矢量对应的重定位图像的客观质量评价预测值，将测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量对应的重定位图像的客观质量评价预测值记为 Q_q ， $Q_q = f(\mathbf{F}_q)$ ， $f(\mathbf{F}_q) = (\mathbf{w}^{opt})^T \varphi(\mathbf{F}_q) + b^{opt}$ ；其中， q 为正整数， $1 \leq q \leq n - m, \mathbf{F}_q$ 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量， \mathbf{F}_q 的维数为 6×1 ， $\varphi(\mathbf{F}_q)$ 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量的线性函数；

[0015] 步骤十：重复执行步骤八至步骤九共 X 次，并使重定位图像集合中的每幅重定位图像至少有一次属于测试集，经过 X 次执行后计算重定位图像集合中的每幅重定位图像的若干个客观质量评价预测值的平均值，再将重定位图像集合中的每幅重定位图像的客观质量评价预测值的平均值作为该幅重定位图像的最终客观质量评价预测值；其中， X 的取值大于或等于 100。

[0016] 所述的步骤五中的 f_{SD}^j 的计算过程为：

[0017] A1、根据在第 j 个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵，计算在第 j 个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真，将 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的几何失真记为 $\zeta_o^{k_j}$ ， $\zeta_o^{k_j} = (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1) - 1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5) - 1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1) - \tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2) - \tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4))^2$ ；其中， $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(1)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(2)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(4)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}(5)$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}$ 中的第 1 个元素、第 2 个元素、第 4 个元素、第 5

个元素；

[0018] A2、根据在第j个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真,并结合 $\{S_0(x,y)\}$,

计算得到 f_{SD}^j , $f_{SD}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \exp(-\zeta_o^{k_j})}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)}$; 其中, $S_0(k_j)$ 表示 $U_o^{k_j}$ 中的所有像素点的视觉显著值的均值,也即表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中与 $U_o^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的像素值的均值, $\exp(\cdot)$ 表示以自然基数e为底的指数函数。

[0019] 所述的步骤五中的 f_{CL}^j 的计算过程为: $f_{CL}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \frac{Z_{U_o^{k_j}}(I_{org})}{Z_{\tilde{U}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})}}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)}$; 其中, $S_0(k_j)$ 表示 $U_o^{k_j}$ 中的所有像素点的视觉显著值的均值,也即表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中与 $U_o^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的像素值的均值, $Z_{U_o^{k_j}}(I_{org})$ 表示计算 I_{org} 中与 $U_o^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小, $Z_{\tilde{U}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})$ 表示计算 \tilde{I}_{ret} 中与 $\tilde{U}_R^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小。

[0020] 与现有技术相比,本发明的优点在于:

[0021] 本发明方法考虑了结构失真和内容损失对重定位的影响,利用相似性变换矩阵建立原始图像与重定位图像的变换关系,根据相似性变换矩阵计算出多尺度下的结构失真,并根据四边形网格的面积变化计算出多尺度下的内容损失,然后利用支持向量回归对训练集中的由多尺度下的结构失真和内容损失构成的特征矢量进行训练,构造得到支持向量回归训练模型;在测试阶段,通过计算测试集中的重定位图像的特征矢量,并根据构造的支持向量回归训练模型,预测得到测试集中的重定位图像的客观质量评价预测值,由于获得的特征矢量具有较强的稳定性且能够较好地反映重定位图像的质量变化情况,因此有效地提高了客观评价结果与主观感知之间的相关性。

附图说明

[0022] 图1为本发明方法的总体实现框图。

具体实施方式

[0023] 以下结合附图实施例对本发明作进一步详细描述。

[0024] 本发明提出的一种重定位图像质量评价方法,其总体实现框图如图1所示,其包括以下步骤:

[0025] 步骤一:令 I_{org} 表示原始图像,令 I_{ret} 表示 I_{org} 对应的重定位图像;将 I_{org} 中坐标位置为 (x,y) 的像素点的像素值记为 $I_{org}(x,y)$,将 I_{ret} 中坐标位置为 (x',y) 的像素点的像素值记

为 $I_{ret}(x', y)$;其中, $1 \leq x \leq W, 1 \leq y \leq H, 1 \leq x' \leq W'$, W 表示 I_{org} 的宽度, W' 表示 I_{ret} 的宽度, H 表示 I_{org} 和 I_{ret} 的高度。

[0026] 步骤二:采用现有的SIFT-Flow(Scale-Invariant Feature Transform Flow,尺度不变特征变换流)方法建立 I_{org} 与 I_{ret} 之间的匹配关系,得到 I_{org} 中的每个像素点的SIFT-Flow向量,将 I_{org} 中坐标位置为 (x, y) 的像素点的SIFT-Flow向量记为 $v_o(x, y)$, $v_o(x, y) = (v_o^x(x, y), v_o^y(x, y))$;然后根据 I_{org} 中的所有像素点的SIFT-Flow向量,从 I_{org} 中重构得到重定位图像,记为 \tilde{I}_{ret} ,将 \tilde{I}_{ret} 中坐标位置为 $(x + v_o^x(x, y), y + v_o^y(x, y))$ 的像素点的像素值记为 $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^x(x, y), y + v_o^y(x, y))$, $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^x(x, y), y + v_o^y(x, y)) = I_{org}(x, y)$;再找出 \tilde{I}_{ret} 中的所有空洞像素点,并将值0作为 \tilde{I}_{ret} 中的每个空洞像素点的像素值;其中, \bar{x} 用于表示水平方向, \bar{y} 用于表示垂直方向, $v_o^x(x, y)$ 表示 $v_o(x, y)$ 的水平偏移量, $v_o^y(x, y)$ 表示 $v_o(x, y)$ 的垂直偏移量, $\tilde{I}_{ret}(x + v_o^x(x, y), y + v_o^y(x, y)) = I_{org}(x, y)$ 中的“=”为赋值符号;在此, \tilde{I}_{ret} 中的所有空洞像素点的确定采用现有技术。

[0027] 步骤三:在3个不同尺度下将 I_{org} 分别分割成多个互不重叠的四边形网格,将在第 j 个尺度下 I_{org} 中的第 k_j 个四边形网格记为 $\mathbf{U}_o^{k_j}$, $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 以其左上、左下、右上和右下4个网格顶点的集合来描述, $\mathbf{U}_o^{k_j} = \{\mathbf{u}_o^{k_j,1}, \mathbf{u}_o^{k_j,2}, \mathbf{u}_o^{k_j,3}, \mathbf{u}_o^{k_j,4}\}$;其中, $j=1, 2, 3, k_j$ 为正整数, $1 \leq k_j \leq M_j, M_j$ 表示

在第 j 个尺度下 I_{org} 中的四边形网格的总个数, $M_j = \left\lfloor \frac{W}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{H}{\mathcal{W}_j} \right\rfloor$, $\mathcal{W}_j \times \mathcal{W}_j$ 表示在第 j 个

尺度下 I_{org} 中的四边形网格的尺寸大小, $\mathcal{W}_1=8, \mathcal{W}_2=16, \mathcal{W}_3=32$,符号“ $\lfloor \ \rfloor$ ”为向下取整

运算符, $\mathbf{u}_o^{k_j,1}, \mathbf{u}_o^{k_j,2}, \mathbf{u}_o^{k_j,3}, \mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 对应表示 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下网格顶点、右上网格顶点、

右下网格顶点, $\mathbf{u}_o^{k_j,1}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,1}$ 来描述,

$\mathbf{u}_o^{k_j,1} = \{x_o^{k_j,1}, y_o^{k_j,1}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,2}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,2}$ 来描述,

$\mathbf{u}_o^{k_j,2} = \{x_o^{k_j,2}, y_o^{k_j,2}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,3}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,3}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,3}$ 来描述,

$\mathbf{u}_o^{k_j,3} = \{x_o^{k_j,3}, y_o^{k_j,3}\}$, $\mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 以 $\mathbf{u}_o^{k_j,4}$ 的水平坐标位置 $x_o^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $y_o^{k_j,4}$ 来描述,

$\mathbf{u}_o^{k_j,4} = \{x_o^{k_j,4}, y_o^{k_j,4}\}$ 。

[0028] 步骤四:根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的所有网格顶点的SIFT-Flow向量,确定在相同尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,将在第 j 个尺度下 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 在 I_{ret} 中匹配的四边形网格记为 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$, $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j} = \{\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}\}$;然后计算在每个

尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵,将 $\mathbf{U}_o^{k_j}$ 的相似性变换矩阵记为 $\tilde{\mathbf{P}}_o^{k_j}$,

$\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j} = \left(\left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_O^{k_j} \right)^{-1} \left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j}$; 其中, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}, \tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 的左上网格顶点、左下网格顶点、右上网格顶点、右下网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 亦表示在第j个尺度下 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 在 I_{ret} 中匹配的网格顶点, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,1}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,1}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,1} = \left\{ \tilde{x}_R^{k_j,1}, \tilde{y}_R^{k_j,1} \right\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,2}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,2}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,2} = \left\{ \tilde{x}_R^{k_j,2}, \tilde{y}_R^{k_j,2} \right\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,3}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,3}$ 来描述, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,3} = \left\{ \tilde{x}_R^{k_j,3}, \tilde{y}_R^{k_j,3} \right\}$, $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 以 $\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4}$ 的水平坐标位置 $\tilde{x}_R^{k_j,4}$ 和垂直坐标位置 $\tilde{y}_R^{k_j,4}$ 来描述,

$\tilde{\mathbf{u}}_R^{k_j,4} = \left\{ \tilde{x}_R^{k_j,4}, \tilde{y}_R^{k_j,4} \right\}$, $\tilde{x}_R^{k_j,1} = x_O^{k_j,1} + v_O^x(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$, $\tilde{y}_R^{k_j,1} = y_O^{k_j,1} + v_O^y(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$,
 $\tilde{x}_R^{k_j,2} = x_O^{k_j,2} + v_O^x(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$, $\tilde{y}_R^{k_j,2} = y_O^{k_j,2} + v_O^y(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$, $\tilde{x}_R^{k_j,3} = x_O^{k_j,3} + v_O^x(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$,
 $\tilde{y}_R^{k_j,3} = y_O^{k_j,3} + v_O^y(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$, $\tilde{x}_R^{k_j,4} = x_O^{k_j,4} + v_O^x(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$, $\tilde{y}_R^{k_j,4} = y_O^{k_j,4} + v_O^y(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$,
 $v_O^x(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 和 $v_O^y(x_O^{k_j,1}, y_O^{k_j,1})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,1}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^x(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 和 $v_O^y(x_O^{k_j,2}, y_O^{k_j,2})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,2}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^x(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 和 $v_O^y(x_O^{k_j,3}, y_O^{k_j,3})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,3}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,
 $v_O^x(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 和 $v_O^y(x_O^{k_j,4}, y_O^{k_j,4})$ 对应表示 $\mathbf{u}_O^{k_j,4}$ 的SIFT-Flow向量的水平偏移量和垂直偏移量,

$$\mathbf{A}_O^{k_j} = \begin{bmatrix} x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,1} & y_O^{k_j,1} & 1 \\ x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,2} & y_O^{k_j,2} & 1 \\ x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,3} & y_O^{k_j,3} & 1 \\ x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_O^{k_j,4} & y_O^{k_j,4} & 1 \end{bmatrix}, \left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \text{ 为 } \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的转置, } \left(\left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_O^{k_j} \right)^{-1} \text{ 为 } \left(\mathbf{A}_O^{k_j} \right)^T \mathbf{A}_O^{k_j} \text{ 的}$$

$$\text{逆, } \tilde{\mathbf{b}}_R^{k_j} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_R^{k_j,1} \\ \tilde{y}_R^{k_j,1} \\ \tilde{x}_R^{k_j,2} \\ \tilde{y}_R^{k_j,2} \\ \tilde{x}_R^{k_j,3} \\ \tilde{y}_R^{k_j,3} \\ \tilde{x}_R^{k_j,4} \\ \tilde{y}_R^{k_j,4} \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j} \text{ 的维数为 } 6 \times 1.$$

[0029] 步骤五:采用现有的分层显著性检测(Hierarchical saliency detection)模型提取出 I_{org} 的视觉显著图,记为 $\{S_0(x,y)\}$;然后根据在每个尺度下 I_{org} 中的所有四边形网格的相似性变换矩阵,并结合 $\{S_0(x,y)\}$,计算在每个尺度下 I_{org} 的结构失真,将在第j个尺度下 I_{org} 的结构失真记为 f_{SD}^j ;并根据在每个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格在 I_{ret} 中匹配的四边形网格,并结合 $\{S_0(x,y)\}$ 和 \tilde{I}_{ret} ,计算在每个尺度下 I_{org} 的内容损失,将在第j个尺度下 I_{org} 的内容损失记为 f_{CL}^j ;其中, $S_0(x,y)$ 表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中坐标位置为 (x,y) 的像素点的像素值。

[0030] 在此具体实施例中,步骤五中的 f_{SD}^j 的计算过程为:

[0031] A1、根据在第j个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的相似性变换矩阵,计算在第j个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真,将 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 的几何失真记为 $\zeta_O^{k_j}$, $\zeta_O^{k_j} = (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(1)-1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(2))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(4))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(5)-1)^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(1)-\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(5))^2 + (\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(2)-\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(4))^2$;其中, $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(1)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(2)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(4)$ 、 $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}(5)$ 对应表示 $\tilde{\mathbf{P}}_O^{k_j}$ 中的第1个元素、第2个元素、第4个元素、第5个元素。

[0032] A2、根据在第j个尺度下 I_{org} 中的每个四边形网格的几何失真,并结合 $\{S_0(x,y)\}$,

$$\text{计算得到 } f_{SD}^j, f_{SD}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \exp(-\zeta_O^{k_j})}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)}; \text{ 其中, } S_0(k_j) \text{ 表示 } \mathbf{U}_O^{k_j} \text{ 中的所有像素点的视觉显著值的均值,也即表示 } \{S_0(x,y)\} \text{ 中与 } \mathbf{U}_O^{k_j} \text{ 对应的区域中的所有像素点的像素值的均值,exp}(\cdot) \text{ 表示以自然基数e为底的指数函数, } e=2.71828183\cdots.$$

[0033] 在此具体实施例中,步骤五中的 f_{CL}^j 的计算过程为:

$$f_{CL}^j = \frac{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j) \times \frac{\mathbb{Z}_{\mathbf{U}_O^{k_j}}(I_{\text{org}})}{\mathbb{Z}_{\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{\text{ret}})}}{\sum_{k_j=1}^{M_j} S_0(k_j)};$$

其中, $S_0(k_j)$ 表示 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 中的所有像素点的视觉显著值的均值,也即表示 $\{S_0(x,y)\}$ 中与 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 对

应的区域中的所有像素点的像素值的均值, $\mathbb{Z}_{\mathbf{U}_O^{k_j}}(I_{org})$ 表示计算 I_{org} 中与 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小, 即 $\mathbb{Z}_{\mathbf{U}_O^{k_j}}(I_{org})$ 为计算 I_{org} 中与 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点与 I_{org} 中与 $\mathbf{U}_O^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的比例大小, I_{org} 中的所有空洞像素点的确定采用现有技术, 除空洞像素点外的其它像素点均为非空洞像素点, $\mathbb{Z}_{\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})$ 表示计算 \tilde{I}_{ret} 中与 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点所占的区域面积大小, 即 $\mathbb{Z}_{\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}}(\tilde{I}_{ret})$ 为计算 \tilde{I}_{ret} 中与 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 对应的区域中的所有非空洞像素点与 \tilde{I}_{ret} 中与 $\tilde{\mathbf{U}}_R^{k_j}$ 对应的区域中的所有像素点的比例大小, \tilde{I}_{ret} 中的所有空洞像素点的确定采用现有技术, 除空洞像素点外的其它像素点均为非空洞像素点。

[0034] 步骤六: 根据在3个尺度下 I_{org} 的结构失真和内容损失, 获取 I_{ret} 的特征矢量, 记为 \mathbf{F} , $\mathbf{F} = [f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$; 其中, \mathbf{F} 的维数为 6×1 , $[f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3]$ 表示将 $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3, f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 连接起来形成一个特征矢量, $f_{SD}^1, f_{SD}^2, f_{SD}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第2个尺度下 I_{org} 的结构失真、在第3个尺度下 I_{org} 的结构失真, $f_{CL}^1, f_{CL}^2, f_{CL}^3$ 对应表示在第1个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第2个尺度下 I_{org} 的内容损失、在第3个尺度下 I_{org} 的内容损失。

[0035] 步骤七: 将 n' 幅原始图像对应的共 n 幅重定位图像构成重定位图像集合; 然后采用现有的主观质量评价方法, 获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的主观评分差值, 将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的主观评分差值记为 MOS_{g_1} ; 并按照步骤一至步骤六的过程, 以相同的方式获取重定位图像集合中的每幅重定位图像的特征矢量, 将重定位图像集合中的第 g_1 幅重定位图像的特征矢量记为 \mathbf{F}_{g_1} ; 其中, $n' > 1$, 在本实施例中取 $n' = 57, n > 1$, 在本实施例中取 $n = 171, 1 \leq g_1 \leq n, MOS_{g_1} \in [0, 5], \mathbf{F}_{g_1}$ 的维数为 6×1 。

[0036] 步骤八: 随机选择重定位图像集合中的 m 幅重定位图像构成训练集, 将重定位图像集合中剩余的 $n - m$ 幅重定位图像构成测试集; 然后将训练集中的所有重定位图像的特征矢量和主观评分差值构成训练样本数据集合; 接着采用支持向量回归作为机器学习的方法, 对训练样本数据集合中的所有特征矢量进行训练, 使得经过训练得到的回归函数值与主观评分差值之间的误差最小, 拟合得到最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} ; 再利用得到的最优的权重矢量 \mathbf{w}^{opt} 和最优的偏置项 b^{opt} , 构造重定位图像的支持向量回归训练模型, 记为 $f(\mathbf{F}_{inp})$, $f(\mathbf{F}_{inp}) = (\mathbf{w}^{opt})^T \Phi(\mathbf{F}_{inp}) + b^{opt}$; 其中, $1 \leq m < n$, $f(\cdot)$ 为函数表示形式, \mathbf{F}_{inp} 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量, 为重定位图像的特征矢量, \mathbf{F}_{inp} 的维数为 6×1 , $(\mathbf{w}^{opt})^T$ 为 \mathbf{w}^{opt} 的转置, $\Phi(\mathbf{F}_{inp})$ 表示重定位图像的支持向量回归训练模型的输入矢量 \mathbf{F}_{inp} 的线性函数。

[0037] 步骤九: 将测试集中的所有重定位图像的特征矢量构成测试样本数据集合; 然后根据构造得到的重定位图像的支持向量回归训练模型, 对测试样本数据集合中的每个特征矢量进行测试, 预测得到测试样本数据集合中的每个特征矢量对应的重定位图像的客观质

量评价预测值,将测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量对应的重定位图像的客观质量评价预测值记为 Q_q , $Q_q = f(F_q)$, $f(F_q) = (\mathbf{w}^{opt})^T \varphi(F_q) + b^{opt}$;其中, q 为正整数, $1 \leq q \leq n-m$, F_q 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量, F_q 的维数为 6×1 , $\varphi(F_q)$ 表示测试样本数据集合中的第 q 个特征矢量的线性函数。

[0038] 步骤十:重复执行步骤八至步骤九共 X 次,并使重定位图像集合中的每幅重定位图像至少有一次属于测试集,经过 X 次执行后计算重定位图像集合中的每幅重定位图像的若干个客观质量评价预测值的平均值,再将重定位图像集合中的每幅重定位图像的客观质量评价预测值的平均值作为该幅重定位图像的最终客观质量评价预测值;其中, X 的取值大于或等于100。

[0039] 为了进一步说明本发明方法的可行性和有效性,对本发明方法进行试验。

[0040] 在本实施例中,采用本发明方法对香港中文大学建立的重定位图像数据库进行测试,该重定位图像数据库包含57幅原始图像,从10种不同重定位方法中随机选择3种方法对每幅原始图像进行重定位操作,这样该重定位图像数据库共有171幅重定位图像,并给出了每幅重定位图像的主观评分差值。这里,利用评估图像质量评价方法的4个常用客观参量作为深度感知评价指标,即非线性回归条件下的Pearson相关系数(Pearson linear correlation coefficient, PLCC)、Spearman相关系数(Spearman rank order correlation coefficient, SROCC)、均方误差(root mean squared error, RMSE)、异常值比率指标(Outlier Ratio, OR), PLCC和RMSE反映重定位图像的客观评价结果的准确性, SROCC反映其单调性, OR反映其离散程度。

[0041] 将采用本发明方法计算得到的570幅重定位图像各自的最终的客观质量评价预测值做五参数Logistic函数非线性拟合, PLCC和SROCC值越高、RMSE和OR值越小说明客观评价方法与主观评分差值相关性越好。表1给出了采用本发明方法得到的最终的客观质量评价预测值与主观评分差值之间的相关性,从表1中可以看出,采用本发明方法得到的最终的客观质量评价预测值与主观评分差值之间的相关性是很高的,表明客观评价结果与人眼主观感知的结果较为一致,足以说明本发明方法的有效性。

[0042] 表1采用本发明方法得到的客观质量评价预测值与主观评分差值之间的相关性

[0043]

方法	PLCC	SROCC	RMSE	OR
本发明方法	0.7123	0.7056	9.2357	0.0107

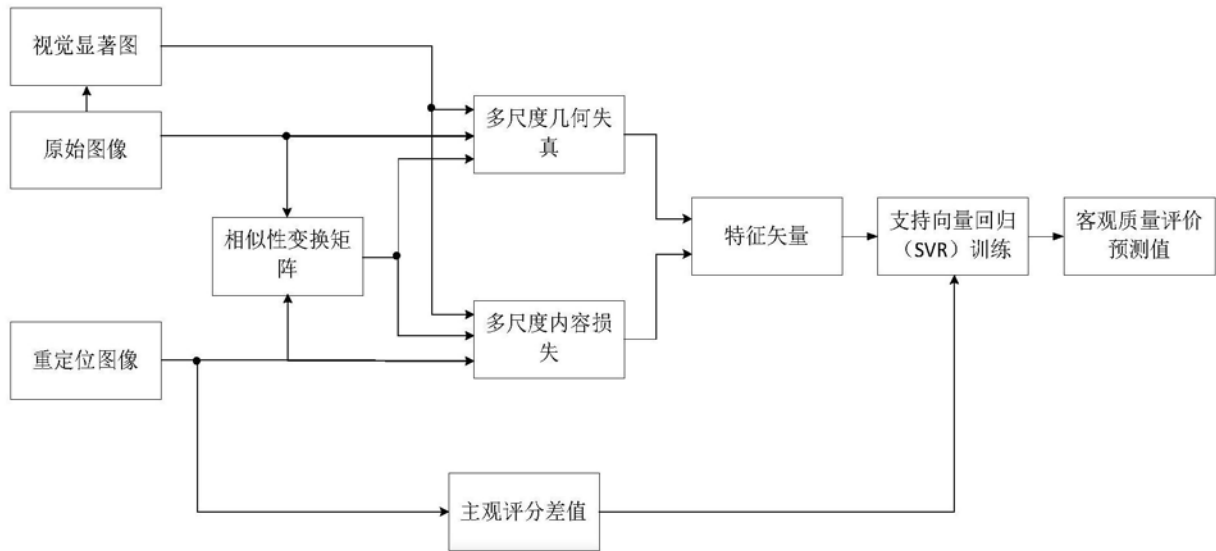


图1