

一种基于显式 SURF 特征保留的图像重定向算法



赵亮 彭宏京 杜振龙

南京工业大学计算机科学与技术学院 南京 211816

(2378935325@qq.com)

摘要 图像重定向是一种通过调整图像大小,使其适合于任意显示终端高宽比的数字媒体处理技术。现有的图像重定向研究大多集中在重要对象的形状保持上,而对人类视觉系统敏感的图像关键特征缺乏充分考虑,导致视觉接受度较低。由此,提出了一种新的基于显式的 SURF 特征保留的图像重定向算法。不同于一般的基于顶点或轴对齐的网格编码形式的网格变形技术,该方法采用基于网格边的网格变形技术。首先定义一个仿射矩阵,使得每条网格边根据仿射矩阵进行变形,从而形成一个基本的基于网格边的变形模型;然后通过 SURF 特征检测得到 SURF 特征区域,再将网格边范围约束至 SURF 特征区域,以此达到特征保留的效果;最后得到一个新的网格变形模型。另外,通过在基本网格变形模型的基础上设置一个稀疏能量项,即给每条网格边赋初始权重以使网格线彼此稀疏,来解决网格线自交的问题;而且在必要时在迭代求解的过程中还可更新此权重。通过实验将所提方法与两种现有的图像重定向方法进行图像质量评估,结果表明所提方法能够在图像重定向过程中最小化失真,同时产生较好的视觉效果,得分增益最高可分别达到 16.0% 和 9.7%。

关键词: 内容感知图像重定向;图像翘曲方法;二维网格变形;SURF 特征保留;图像质量评估

中图分类号 TP391

Content-aware Image Retargeting Algorithm Based on Explicit SURF Feature Preservation

ZHAO Liang, PENG Hong-jing and DU Zhen-long

School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China

Abstract Image retargeting is a digital media processing technique that adjusts the image size to fit the target resolution of any display device aspect ratio. Most of the existing research on image retargeting focuses on the shape preservation of important objects, while the key features of images are sensitive to the human visual system are not fully considered, resulting in lower visual acceptance. Therefore, a new image retargeting algorithm based on explicit SURF feature preservation is proposed. Different from the general mesh deformation technology based on vertex or axis alignment, the mesh deformation technique based on mesh edge is adopted. First, an affine matrix is defined, so that each mesh edge is deformed according to the affine matrix to form a basic mesh edge-based deformation model. Then, the SURF feature region is obtained by SURF feature detection, and the mesh edge range is constrained to the SURF feature region to achieve the feature preservation effect. Thereby, a new mesh deformation model is obtained. In addition, a sparse energy term is set on the basis of the basic mesh deformation model, that is, assigning initial weights to each mesh edge to make the grid lines sparse each other, thereby solving the problem of grid line self-intersection. This weight can also be updated during the iterative solution process if necessary. Finally, an image quality assessment is performed between the proposed method and two existing image retargeting methods. The proposed method can minimize the distortion and produce better visual effects during the image retargeting process. The highest score gain can reach 16.0% and 9.7%, respectively.

Keywords Content-aware image retargeting, Image warping method, 2D mesh deformation, SURF feature preservation, Image quality assessment

1 引言

随着显示设备多样性和通用性的快速增长,人们要求显示设备以不同分辨率或高宽比显示相同的图像内容,图像重定向技术发挥着越来越重要的作用。图像重定向试图研究一

种兼顾显示不同图像尺寸大小和人类视觉系统的最佳解决方案。简单来说,鉴于具有视觉吸引力的内容对图像识别具有至关重要的影响,基于内容的图像重定向方法通常侧重于在调整图像大小的同时保留图像内容的原始形状(或结构)。因此,本文的目标是设计一个图像调整方案,以尽量减少显著的

收稿日期:2019-10-16 返修日期:2020-03-17 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金项目(61672279)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61672279).

通信作者:彭宏京(penghongjing@163.com)

特征和结构的明显扭曲。

均匀缩放和裁剪是完成这项任务的传统方法,但这些方法效果不佳,例如视觉失真以及重定向后图像内容丢失等,如图 1 所示。为了克服这些局限性,人们在图像处理和计算机图形学领域提出了许多基于内容的图像重定向算法。根据这些算法的计算方法,可以将其归纳为两类:离散方法^[1-5]和连续方法^[6-15]。

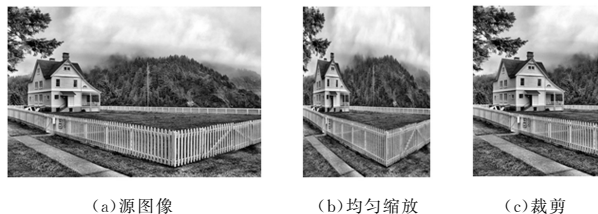


图 1 传统方法的局限性(图宽缩小 50%)

Fig. 1 Limitations of traditional methods (width reduction by half)

离散方法的本质缺陷是不能很好地保留图像的重要特征,这可能导致许多问题,例如被调整大小的图像在视觉上不可接受以及图像的重要区域被破坏。同时,连续方法的局限性也会大大地破坏图像的重要特征,从而导致目标图像在视觉上不可接受。

为了改善上述方法的图像重定向效果,我们重点研究了图像的 SURF 特征。一般地, SURF 关键点主要位于图像的高对比度区域上,例如物体结构边缘,而这些区域在视觉上往往很重要。由于 SURF 特征在图像平移、旋转、缩放和光照变化上有较好的鲁棒性,并且在可重复性、鉴别性和鲁棒性方面都接近甚至超过了其他的特征描述子,尤其是计算速度更具有优越性。因此,如果调整大小的图像能够保持原始图像的 SURF 特征,则调整大小的图像在视觉效果、计算时间上是可以接受的。

本文为了克服上述离散方法和连续方法出现的种种局限性,提出了一种新的基于网格 warping 的图像重定向方法。本文方法通过建立新型基于网格边的变形模型并且加上显式的 SURF 特征保留约束,使得目标图像的视觉接受度大大提升,同时很好地保留了源图像的完整性。

本文第 2 节回顾了经典离散、连续方法及其局限性;第 3 节详细介绍了本文方法;第 4 节给出了实验结果的对比以及相关讨论;最后总结全文并展望未来。

2 相关工作

目前已有许多算法用于重定向图像,以显示不同的分辨率和纵横比。传统方法在不考虑图像内容的情况下均衡图像大小,导致整个图像产生大面积失真,并明显地压缩突出的物体。近期,许多方法通过考虑图像内容(即内容感知的图像重定向)来提高图像重定向的感知质量。

2.1 离散方法

Seam carving^[1-2]是离散方法中比较典型的一种,通过重复删除(或插入)裁剪缝来调整图像的大小。每个裁剪缝是一个在水平或者垂直方向上的 8 连通的像素路径,每行或每列只包含一个像素点;然后通过动态规划对其进行优化,使其成

为具有最小重要性能量的裁剪缝。由于每一条裁剪缝都是由沿着一条视觉吸引力很低的路径决定的,因此裁剪缝的操作可以为包含不同对象和同质背景的输出图像带来良好的效果。尽管如此,离散方法的性质容易导致视觉失真,例如局部内容丢失或出现不连续的伪影,如图 2(b)所示。

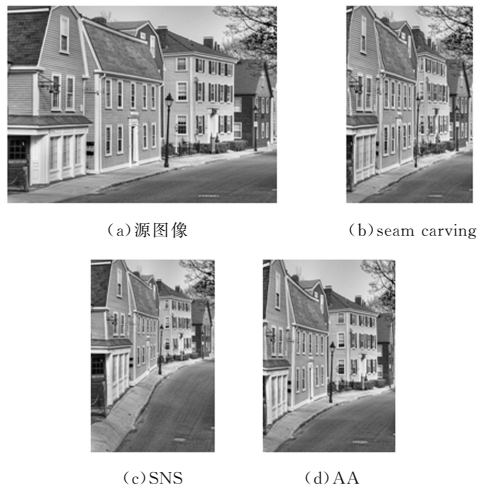


图 2 3 种基于内容图像重定向方法的局限性(图宽缩小 50%)

Fig. 2 Limitations of three existing content-aware image retargeting methods (width reduction by half)

2.2 连续方法

连续的方法(warping)相对于直接删除或插入像素的离散方法,通过非均匀网格变形和随后的翘曲操作来调整图像的大小。一般基于 warping 的方法根据各自的计算模型大致可分为两类:基于顶点的模型^[6-11]和基于轴对齐的模型^[12-15]。

基于顶点的网格编码模型采用网格的每个交点,即每个顶点作为优化变量。根据这一构成及其相关的目标函数,初始网格在保持视觉重要区域的纵横比的同时,允许其他区域出现更多的变形,从而实现初始网格的非均匀变形。然而,基于顶点的模型有一些内部限制,这些局限来自其优化单元,这可能导致重定向后输入图像内容的失真,例如 Wang 等^[6]提出的方法(SNS),如图 2(c)所示。

不同于上述网格编码模型,基于轴对齐的网格编码模型是将相邻两个垂直轴和水平轴之间的每个距离作为优化变量。在这个约束下,变量的数量大大减少,并且将优化公式建立为低成本二次规划。另外,二次规划的线性约束可以很好地防止基于顶点的网格编码模型产生局限性。然而,由于轴对齐模型的每个变量都会影响其行或列所在的整个四边形网格体,从而使得轴对齐模型对于结构伪影(如弯曲变形)非常敏感,此处以 Panozzo 等^[12]提出的基于轴对齐的方法(AA)为例,如图 2(d)所示。

由于离散的方法无法很好地保证重定向后图像内容的完整性,因此, Hua 等^[16]以源图像与目标图像的特征向量之间的欧氏距离作为 scaling 和 seam carving 方法相结合的标准。这种方法在一定程度上隐式地保留了图像重要特征,但是即使欧氏距离在设定的阈值内, seam carving 的本质缺陷依旧导致特征信息流失,并没有很好地保持图像的完整性,从而直接地影响视觉接受度,如图 3 所示(源图像来源于文献[16])。

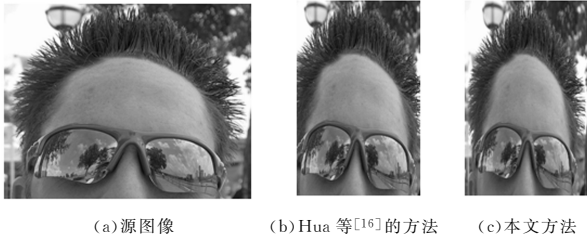


图3 Hua等^[16]的方法与本文方法的对比结果(图宽缩小50%)

Fig. 3 Comparison results of Hua et al. ^[16] and our method (width reduction by half)

Wang等^[6]于2008年首次提出了一种基于warping的网格变形方法(Optimized Scale-and-Stretch for Image Resizing)。该方法在给定图像 I 上均匀建立一个四边形网格 $M=\langle V,E,F \rangle$,其中 V,E,F 分别为顶点、边和四边形面集合。原始网格各顶点的位置表示为 $\mathbf{V}=\{\mathbf{v}_0^T, \mathbf{v}_1^T, \dots, \mathbf{v}_{end}^T\}$, $\mathbf{v}_i \in R$ 。各顶点以及各边将图像分为多个四边形面。源图像尺寸为 $n \times m$,期望得到的目标图像尺寸为 $n' \times m'$ 。首先固定左上角顶点 \mathbf{v}_0 的位置,由用户任意指定右下角顶点 \mathbf{v}_{end} 的位置,剩下的顶点都由各自相应的边滑动来保持图像形状,目标是找到一个变形后的网格顶点,即 $\mathbf{V}'=\{\mathbf{v}'_0^T, \mathbf{v}'_1^T, \dots, \mathbf{v}'_{end}^T\}$ ($\mathbf{v}'_i \in R$)来解决上述问题。然后根据每个四边形网格显著性指导网格变形,并通过全局优化方法得到新的网格。此方法一般情况下可有效约束图像重要内容的变形并且保持图像内容的完整性。但是,此方法很可能导致目标图像的明显失真,如图2(c)所示。

3 基于显式SURF特征保留的图像重定向算法

SNS方法一般情况下可以较好地保持图像的完整性,但是其采用的基于顶点的网格变形模型在某些情况下会导致四边形网格或网格线收缩成一点(网格线自交),从而极大影响目标图像的视觉效果;并且其采用的显著性定义的方式只针对重要对象区域,而忽略了对视觉敏感的图像关键特征信息,这也会间接影响重要特征区域的视觉效果。

针对SNS方法在网格变形模型以及关键特征信息保留上的局限性,本文提出了一种新的基于网格边的变形模型。该模型给网格边添加权重,必要时可在迭代求解过程中更新此权重,从而很好地解决了网格线自交的问题。同时,在该网格变形模型的基础上加上SURF特征保留约束,以达到显式保留关键特征的效果,从而很好地解决了关键特征信息保留的问题。

3.1 网格变形模型

本文方法是在给定的图像 I 上建立一个均匀四边形网格,然后通过对网格的变形来达到调整图像尺寸大小的效果。为了实现网格的变形,引入一个新的网格变形模型。设 $M=\langle V,E,F \rangle$ 是一个规则网格, $\mathbf{V}=\{\mathbf{v}_1^T, \mathbf{v}_2^T, \dots, \mathbf{v}_n^T\}$, $\mathbf{v}_i \in R$ 代表原始网格中的顶点集合, E 是顶点之间的有向边的集合, F 是原始网格各边划分形成的四边形面集合。其中, n 为所有顶点的数量, T 代表转置操作, $\mathbf{v}_i=(v_{i,x}, v_{i,y})$ 是一个具有 x 和 y 坐标的向量。我们的目标是建立一个最优的映射: $\mathbf{V} \rightarrow \mathbf{V}'$,其中

$\mathbf{V}'=\{\mathbf{v}'_1^T, \mathbf{v}'_2^T, \dots, \mathbf{v}'_n^T\}$, $\mathbf{v}'_i \in R$ 是变形后网格中所有顶点的集合。我们的网格变形模型允许每个边 $e \in E$ 根据仿射变换矩阵 $\mathbf{m}_e \in \mathcal{R}^{2 \times 2}$ 进行变形操作,并且通过对 \mathbf{m}_e 施加约束来实现期望的变形。我们定义了最优变形,即使以下能量项最小化:

$$E_o = \sum_{e \in E} \sum_{(i,j) \in e} h_e \|\mathbf{s}\mathbf{m}_e(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) - (\mathbf{v}'_i - \mathbf{v}'_j)\|_F^2 \quad (1)$$

其中, $s(s>0)$ 是一个全局缩放比率, h_e 是边 e 的一个权重参数, $\{i,j\} \in e$ 代表有向边 e 的顶点, $\|\cdot\|_F$ 代表矩阵的Frobenius范数。

本文方法通过对 \mathbf{m}_e 施加约束,实现了基于该变形模型的SURF特征保留图像重定向算法。

3.2 显式的SURF特征保留

Bay等^[17]于2008年提出了SIFT算法的改进版本,即Speeded-Up Robust Features (SURF)算法。SURF关键点^[17]主要分布于了一幅图像重要内容区域或高对比度区域。该算子在保持SIFT算子^[18]优良性能的基础上,解决了SIFT计算复杂度、耗时长、对感兴趣点提取及其特征向量描述进行了改进,且计算速度得到了提高。与SIFT算子类似,SURF算子由4个主要阶段构成:表示尺度空间、定位关键点、确定关键点方向和构建描述子。

第一步是建立图像的尺度空间,这是一个初始化操作,旨在模拟图像的多尺度特征。通过扫描所有可能的尺度和图像位置,来确定潜在的关键点。SURF关键点检测使用了基本的Hessian矩阵近似,使用Viola和Jones推广的积分图,大大减少了计算量,并使得使用盒型滤波器(box filters)的速度得到提升。在SURF中采用近似Hessian矩阵的行列式的局部最大值来定位关键点的位置,若给定图像中的点 $X=(x,y)$,则尺度为 σ 的Hessian矩阵 $\mathbf{H}(X,\sigma)$ 可定义为:

$$\mathbf{H}(X,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X,\sigma) & L_{xy}(X,\sigma) \\ L_{xy}(X,\sigma) & L_{yy}(X,\sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $L_{xx}(X,\sigma)$ 为点 X 处的高斯二阶导数, $L_{xy}(X,\sigma)$ 和 $L_{yy}(X,\sigma)$ 与之类似。Hessian矩阵的行列式的极值处即为特征点,而使用盒型滤波器代替高斯二阶微分算子可以很大程度地提高Hessian矩阵的求解速度,如式(3)所示:

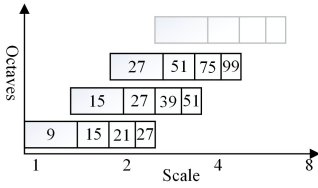
$$\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (\tau D_{xy})^2 \quad (3)$$

其中, τ 为滤波器响应的相关权重,起到平衡Hessian行列式的作用,根据经验取值为0.9。SURF也将尺度空间划分成若干组(Octaves),一个组代表了逐步放大的滤波模板对同一个输入图像进行滤波的一系列响应图像,每一组又由若干固定的层组成尺度空间,每组可分为4层(four intervals),高斯核的尺度空间中盒子滤波器的尺寸分布如图4(a)所示。

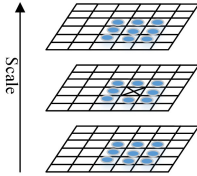
第二步为了在图像的不同尺度中定位关键点,使用 $3 \times 3 \times 3$ 邻域非最大化抑制。先将Hessian矩阵处理过的各像素点与其3维邻域的26个点进行大小比较,处理过的像素点经过比较后可作为候选关键点,同时如果特征点的响应值大于Hessian行列式的阈值才会成为关键点。最后进行插值精确,如图4(b)所示。

第三步将根据关键点的局部图像块识别每个关键点的主要方向,如图4(c)所示。最后,在一个矩形的区域内,以特征点为中心,沿主方向将 $20s \times 20s$ (s 为特征点的尺度)的图像划

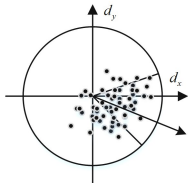
分成 4×4 个子块,每个子块利用尺寸为 $2s$ 的 Haar 小波模板进行响应计算,然后对响应值进行统计形成特征矢量,SURF 的描述子即已形成,如图 4(d)所示。



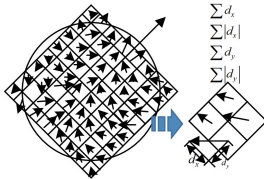
(a) 尺度空间中盒子滤波器的尺寸分布



(b) 非极大值抑制过程



(c) 主方向计算



(d) 构造 SURF 特征点描述子

图 4 SURF 特征描述算子主要阶段的示意图

Fig. 4 Schematic diagram of main stage of SURF feature point

SURF 特征的保存可以为图像重定向做出贡献,因为它可以帮助保存图像的重要内容,因此我们强调 SURF 特征保留在本文方法中的重要性。

SURF 描述符是窗口中以 SURF 关键点为中心的像素生成的 64 维向量,相比 SIFT 描述符的 128 维向量减少了一半。而窗口的宽度与关键点的特征尺度 σ 成正比。本文使用 3σ 作为窗口的宽度,并且将以 $k\sigma_p$ 作为半径的区域称为 SURF 区域。在图像重定向的过程中,当 SURF 关键点周围的所有像素都受到相同的旋转和各向同性缩放的影响时,关键点的 SURF 特性将会被保留下来。设 σ_p 是关键点 p 的特征尺度, $\Phi(p)$ 代表在半径区域内或与其相交的面。这里,由半径 $k\sigma_p$ 形成的 SURF 区域完全集中了关键点的 SURF 特征,本文设置 $k=4$ 。

本文方法试图在所有的面 $\Phi(p)$ 上应用一种相同的变换(旋转和各向同性缩放)。值得注意的是,当在以关键点 q 位置为圆心、以 $k\sigma_q$ 为半径的 SURF 区域内或与其相交的面 $\Phi(q)$ 和 $\Phi(p)$ 有共同的面时,所有 $\Phi(p)$ 和 $\Phi(q)$ 涉及到的面都被一个相同的变换所影响。因此,我们以 Ω_g 代表一组应受到与面 g 相同的变换的面的集合,如图 5 所示。

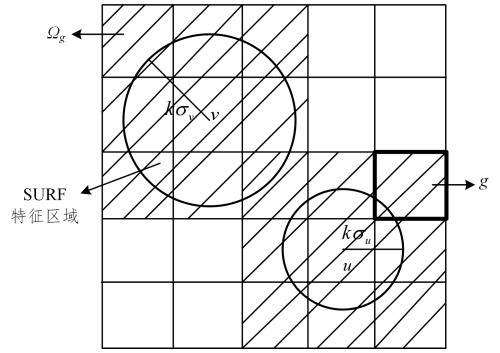


图 5 SURF 区域的细节示意图

Fig. 5 Schematic diagram of SURF regions details

为了将 SURF 特征保留约束应用于式(1),面 Ω_g 中所有的边都应该受到相同的一种变换 m_{Ω_g} 。此处的 m_{Ω_g} 应该是旋转矩阵和各向同性缩放的结合。在本文中,对于所有的变换,我们使用相同的缩放率 s ,因此 m_{Ω_g} 就可以被单纯地表示为旋转矩阵。通过使用本文的变形模型,关于 SURF 特征保存的能量函数可以表示为:

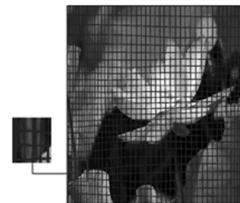
$$E_s = \sum_{g \in P} \sum_{e \in E(g)} \sum_{(i,j) \in e} h_e \| sm_{\Omega_g}(\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) - (\mathbf{v}_i' - \mathbf{v}_j') \|^2_F \quad (4)$$

其中, P 是位于原始图像中 SURF 区域内或与其相交的所有面的集合,而 $E(g)$ 是面 g 的边集。

式(4)的能量函数不足以很好地实现理想的网格变换,会存在以下不足:1)SURF 区域外的面(或顶点)需要一个能量项来识别所有顶点的位置;2)网格可能产生过度变形而导致网格线自交,从而进一步影响最终的图像重定向效果,如图 6 所示(图宽缩小 50% 的情况,左侧小图为细节图)。



(a) 源图像均匀网格分布



(b) SNS 方法变形后的网格分布



(c) 本文方法变形后的网格分布

图 6 SNS 方法与本文方法在网格自交问题上的对比

Fig. 6 Comparison between SNS method and proposed method in grid self-intersection problem

针对以上不足,许多基于 warping 的图像重定向算法都试图消除由于过度变形而导致网格自交的问题。Wang 等^[6]使用一个额外的能量项来强制翻转边具有零长度来预防网格自交。Guo 等^[7]用 sign 函数对网格三角形定向进行惩罚求反以达到消除网格自交的缺陷。本文也提出了一个能量项来防止网格自交的问题。本文的能量项基于式(1)的变形模型,表示为:

$$E_l = \sum_{e \in E} \sum_{(i,j) \in e} \omega_e \|s(v_i - v_j) - (v_i' - v_j')\|_F^2 \quad (5)$$

其中, ω_e 是边 e 的权重。由于能量项是为所有顶点定义的, 它能够识别 SURF 特征之外的顶点位置, 而且这个能量项使得网格只在水平和垂直方向上按照全局缩放率 s 来进行均匀缩放。因此, 它可以使用最优权重 ω_e 来防止网格自交。

综上所述, 将源图像大小 $H \times W$ 到目标图像大小 $H' \times W'$ 的最优变换表示为:

$$E_t = E_s + E_l \quad (6)$$

$$V'^* = \arg \min_{s, V', m_{\Omega_e}} E_t \quad (7)$$

$$V'^* = \arg \min_{s, V', m_{\Omega_e}} \left(\sum_{g \in P} \sum_{e \in E(g)} \sum_{(i,j) \in e} h_e \|sm_{\Omega_e}(v_i - v_j) - (v_i' - v_j')\|_F^2 + \sum_{e \in E} \sum_{(i,j) \in e} \omega_e \|s(v_i - v_j) - (v_i' - v_j')\|_F^2 \right) \quad (8)$$

其中, V' 是变形后网格中所有顶点的集合; 在 $s > 0$ 且 m_{Ω_e} 作为一个旋转矩阵的条件下, 还需要以下边界约束条件:

$$v'_{i,x} = \begin{cases} 0, & v_i \text{ 在左边界上} \\ W', & v_i \text{ 在右边界上} \end{cases} \quad (9)$$

$$v'_{i,y} = \begin{cases} 0, & v_i \text{ 在上边界上} \\ H', & v_i \text{ 在下边界上} \end{cases}$$

我们主要通过迭代的算法来解决最小化问题。为了得到更能接受的结果, 我们在迭代的过程中引入了两个附加操作。第一个附加操作是给网格边界附近的顶点添加位置约束, 这有利于为 SURF 特征周围的面提供足够的空间来保存 SURF 特征, 尤其是在缩小图像尺寸的情况下。为了实现这一点, 在有必要的情况下, 我们选择丢弃网格边界附近 SURF 区域之外的区域。以垂直边界为例, 当顶点 v'_i 位于垂直边界之外 (即 $v'_{i,x} < 0$ 或者 $v'_{i,x} > W'$) 和 SURF 区域外并且与一个位置可能在迭代时被限制在边界上的相邻顶点连接时, 我们在下一次迭代中就将 v'_i 的位置限制在边界上; 水平情况也是如此。第二个操作是更新权重 ω_e 。为了防止网格自交, 后续的能量项必须使用一个最优权重 ω_e 。本文将其初始值设置为 1, 但是在某些情况下可能不足以预防网格自交。为了解决这个问题, 如果边 e 在一次迭代中形成了网格自交, 我们就更新这个权重: $\omega_e \leftarrow \omega_e + 1$ 。

综上所述, 基于显式 SURF 特征保留的内容感知图像重定向的实现步骤如下:

1) 进行初始化设置, 令 $s = (H'W')/(HW)$, $v'_{i,x} = (W'/W)v_{i,x}$, $v'_{i,y} = (H'/H)v_{i,y}$, $\omega_e = 1$ 。

2) 固定 s 和 V' 的值, 通过求解关于 m_{Ω_e} 的式(8)得到 m_{Ω_e} 。这个最小化问题可以用文献[19]提出的方法来解决, 因为 m_{Ω_e} 是一个旋转矩阵。

3) 固定 V' 和 m_{Ω_e} 的值, 通过求解关于 s 二次函数的式(8)得到 s 。

4) 固定 s 和 m_{Ω_e} 的值, 通过求解关于 V' 二次函数的式(8)得到 V' 。值得注意的是, v_x 和 v_y 可以分别求解得到。

5) 如果边缘 e 在迭代过程中引起网格自相交, 则将位置约束添加到顶点并更新 ω_e , 然后重新返回到步骤 2)。重复步骤 2)~步骤 5), 直到所有顶点的位移都小于 0.5。

4 对比结果及分析

为了评估本文方法的性能, 在图 7 所示的测试图像集(图

片来源是 RetargetMe 数据集^[20])上, 将本文的基于网格 warping 的图像重定向算法与 seam carving^[1]和 Wang 等^[6]的基于 warping 的图像重定向算法(SNS)进行对比实验, 然后从主观视觉和客观评估两方面来综合分析本文方法相比其他两种基于内容图像重定向方法的性能。



图 7 本文测试图像

Fig. 7 Test images used in this paper

对于实验中参数 h_e 、初始网格的像素间隔 d 的取值, 本文将两参数取值为图 8 所示的组合, 用第一幅源图像分别进行重定向, 然后利用客观指标评估出相应参数下目标图像的得分。从图 8 可以看出, 实验结果对两个参数的取值并没有十分敏感, 其在合适范围内取值即可, 因此本文实验中参数取值为: $h_e = 100$, $d = 15$ 。

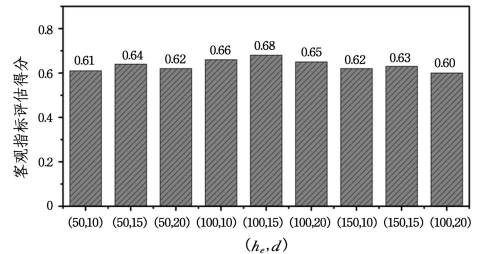


图 8 不同参数下客观评估得分的对比

Fig. 8 Comparison of objective evaluation scores under different parameters

对比实验共设计为 6 组, 每组对比由不同的源图像在不同方法下生成的结果图像形成。图 9 为图像重定向的结果对比图。所选源图像基本覆盖不同几何结构复杂度、不同目标数量等。由图 9 可以看出, 本文方法在视觉接受度上明显高于 seam carving 和 SNS 方法。

第一组和第二组对比实验中, 屋檐、船体和桅杆的几何结构保持很重要。而从对比结果来看, seam carving 删除了很多重要特征信息, 既没有保留图像的完整性, 还导致了屋檐、船体和桅杆出现明显失真; SNS 方法虽保持了图像的完整性, 但未能很好地保持结构特征信息, 导致屋檐、左侧桅杆出现明显扭曲; 而本文方法不仅很好地保留了图像完整性, 还保持屋檐、船体和桅杆几何结构未出现明显扭曲。虽然第三组、第四组对比实验中的几何结构复杂度较低, 但重要对象数量较多, seam carving 的结果显示左侧花茎、铅笔产生明显失

真;SNS方法的结果显示荷花图像右侧边界、图像左右边界的铅笔产生了明显失真;本文方法则产生了很好的视觉效果。由于 SURF 特征可用于人脸识别,因此本文方法对含人脸图像有很好的效果。第五组、第六组对比实验中,seam carving 的结果显示左侧南瓜、小孩嘴中铅笔产生了严重失真;SNS 方法的结果也显示左侧南瓜、滑雪人脸及身体结构产生了明显的扭曲;而本文方法在图像完整性、重要对象几何结构以及人脸结构保持上展现了优越的性能,呈现了很好的视觉效果。



图9 结果对比图(图宽缩小50%)

Fig. 9 Comparison of results (width reduction by half)

下面采用主观调查方式来评估本文方法与 seam carving 方法和 SNS 方法的性能和有效性。以实验室的 20 人为调研群体,对这 6 组对比实验分别进行评分(分值为 1-5,1 表示最不满意,5 表示最满意)。然后核实每种方法的分值,支持率越高说明方法的性能越优秀,视觉效果越好。主观评估结果如表 1 所列。

此外,我们还采用 Liu 等^[21]提出的方法对 6 组实验的结果进行了客观评估。不同于传统的自下而上的客观评价方法,Liu 等使用自上而下的方式,从全局到局部视点逆序组织图像特征,为重定向图像制定了新的客观评估标准;设计了一种尺度空间匹配方法,以便从重定向图像中提取全局几何结构;在从粗到细的尺度空间中建立了局部像素的对应关系。该方法的客观评估度量是基于全局几何结构和局部像素对应关系的。为了方便评估彩色图像,其利用了 $CIEL^*a^*b^*$ 颜色空间。最终的客观指标评估结果如表 2 所列,其中我们设计的得分增益公式为:

$$gain = (S_{our} - S_{other}) / S_{other} \quad (10)$$

其中, $gain$ 代表本文方法和 seam carving 方法、SNS 方法相比的得分增益, S_{our} 代表本文方法的得分, S_{other} 则代表其他两种方法的得分。

表 1 主观评估结果的对比(图宽缩小 50%)

Table 1 Comparison of subjective assessment results (width reduction by half)

算法名称	总得分	支持率/%
seam carving	120	13.63
SNS	260	29.55
Our method	500	56.82

表 2 客观指标评估得分的对比(图宽缩小 50%)

Table 2 Comparison of objective indicator evaluation scores (width reduction by half)

	seam carving	SNS	Our method	得分增益 1/%	得分增益 2/%
JapenessHouse	0.61	0.63	0.68	11.5	8.0
boat	0.64	0.68	0.70	9.4	3.0
Lotus	0.62	0.71	0.72	16.0	1.4
pencils	0.60	0.62	0.68	13.3	9.7
child	0.63	0.65	0.71	13.1	9.2
ski	0.61	0.66	0.70	14.8	6.1

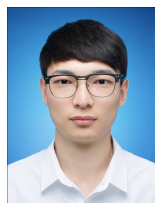
结束语 本文提出了一种基于 warping 的网格变形和关于 SURF 特征显式保存的图像重定向方法。为了得到优化的变形网格,引入了一种新的网格变形模型。它根据仿射变换矩阵和缩放因子对网格的每一条边 e 进行变形。为了实现基于该变形模型的 SURF 特征保存图像重定向,对矩阵 m_{α_e} 施加 SURF 特征保存约束,使其成为一个旋转矩阵 m_{α_e} 。实验结果表明,本文提出的基于 warping 的网格变形和关于 SURF 特征显式保存的图像重定向方法,比其他图像重定向方法具有更小的失真且在视觉效果上更好接受。通过对仿射变换矩阵施加适当的约束,除了关于 SURF 特征的保持之外,本文的变形模型可以在满足不同类型的条件下较好地实现图像重定向的目标。

综合本文的评估结果,在有些情况下本文方法没有表现出足够的优越性(如第四组对比实验中,左侧南瓜发生变形且小孩嘴里铅笔略微弯曲),这可能是方法中缺失视觉显著图、线检测等能量约束项导致的。因此,在今后的工作中,我们计划在此变形模型的基础上,通过施加其他约束条件来研究一种更好的图像重定向方法,例如添加保持重要区域不变、保持突出直线等约束条件。

参考文献

- [1] AVIDAN S, SHAMIR A. Seam carving for content-aware image resizing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 10.
- [2] RUBINSTEIN M, SHAMIR A, AVIDAN S. Improved seam carving for video retargeting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1.
- [3] HWANG D S, CHIEN S Y. Content-aware image resizing using perceptual seam carving with human attention model[C]// IEEE International Conference on Multimedia & Expo. IEEE, 2008.
- [4] CHOI J, KIM C. Sparse Seam-Carving for Structure Preserving Image Retargeting[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2015, 85(2): 1-9.
- [5] BATTIATO S, FARINELLA G M, PUGLISI G, et al. Saliency-Based Selection of Gradient Vector Flow Paths for Content

- Aware Image Resizing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(5):2081-2095.
- [6] WANG Y S, TAI C L, SORKINE O, et al. Optimized scale-and-stretch for image resizing[C]// *Acm Siggraph Asia*. 2008:118.
- [7] GUO Y, LIU F, SHI J, et al. Image Retargeting Using Mesh Parametrization [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2009, 11(5):856-867.
- [8] ZHANG G X, CHENG M M, HU S M, et al. A Shape-Preserving Approach to Image Resizing[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(7):1897-1906.
- [9] ZHOU B, WANG X, CAO S, et al. Optimal bi-directional seam carving for compressibility-aware image retargeting[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 41(NOV.):21-30.
- [10] LIN S S, YE H I C, LIN C H, et al. Patch-Based Image Warping for Content-Aware Retargeting[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(2):359-368.
- [11] CHANG C H, CHUANG Y Y. A Line-Structure-Preserving Approach to Image Resizing[C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2012.
- [12] PANOZZO D, WEBER O, SORKINE O. Robust Image Retargeting via Axis-Aligned Deformation[J]. *Computer Graphics Forum*, 2012, 31(2pt1):229-236.
- [13] CHOI S, HAM B, SOHN K. Fast image retargeting via axis-aligned importance scaling[C]// 2013 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2014.
- [14] DAS B C, GOPALAKRISHNAN V, IYER K N, et al. Similarity and rigidity preserving image retargeting[C]// 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016.
- [15] KIM Y, JUNG S, JUNG C, et al. A structure-aware axis-aligned grid deformation approach for robust image retargeting[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(6):7717-7739.
- [16] HUA S, CHEN G, WEI H, et al. Similarity measure for image resizing using SIFT feature[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2012, 2012(1):6.
- [17] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up Robust Features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3):346-359.
- [18] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [19] UMEYAMA S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(4):376-380.
- [20] RUBINSTEIN M, GUTIERREZ D, SORKINE O, et al. A Comparative Study of Image Retargeting[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(6):160.
- [21] LIU Y J, LUO X, XUAN Y M, et al. Image Retargeting Quality Assessment[J]. *Computer Graphics Forum*, 2011, 30(2):583-592.



ZHAO Liang, born in 1994, postgraduate. His main research interests include image processing and computer vision.



PENG Hong-jing, born in 1965, Ph.D. associate professor, is a member of China Computer Federation. His research interests include pattern recognition and computer vision, data mining and machine learning.