

基于最小位移可视差的连续Seam Carving算法在图像缩放中的研究

崔嘉^{①②} 宋磊^{①②} 陆宏菊^③ 唐明晰^④ 戚萌^{*①②}

^①(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250358)

^②(山东师范大学智能信息计算与安全实验室 济南 250358)

^③(济南技师学院 济南 250031)

^④(香港理工大学设计学院 香港 999077)

摘要: 图像缩放技术要求对图像缩放的同时保证重要信息不丢失且物体边缘不发生扭曲。近年来, Seam Carving及其改进算法得到了广泛的关注和研究。由于采用了离散式最小能量线迭代搜索策略, 缩放信息无法在迭代过程中传递导致扭曲现象普遍存在。该文对上述问题提出最小位移可视差(JND)检测算法, 能够有效地检测每一次迭代中出现的潜在扭曲信息。能量权重 E_w 能够将JND信息累加传递给后续的迭代过程, 从而抑制缩放过程中的边缘扭曲现象。通过JND算法和能量权重, 该文首次将离散的Seam Carving模型转变为连续缩放模型。最后, 在公共数据集RetargetMe上与最新的图像缩放算法进行多组对比实验, 验证了所提方法的有效性和先进性。

关键词: 图像缩放; Seam Carving; 最小位移可视差; 平均场近似

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)04-1014-08

DOI: 10.11999/JEIT191050

Continuous Seam Carving Algorithm Based on Just Noticeable Distortion Algorithm in Image Retargeting

CUI Jia^{①②} SONG Lei^{①②} LU Hongju^③ TANG Mingxi^④ QI Meng^{*①②}

^①(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250358, China)

^②(Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shandong Normal University, Jinan 250358, China)

^③(College of Jinan Institute of Technology, Jinan 250031, China)

^④(School of Design, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

Abstract: Image retargeting technologies require important information preservation and less edge distortion during increasing/decreasing image size. The seam carving based algorithms, as the classic retargeting model, receive widespread attention in recent years. However, because of the discrete least energy seam searching strategy, the retargeting information can not be passed generation by generation, which causes retargeting distortions to prevail. To solve this problem, the Just Noticeable Distortion (JND) algorithm is proposed to detect the potential distribution of distortion information. Through the proposed energy weight E_w , the JND information can be passed to the following retargeting iteration for distortion reduction. According to the best knowledge, it is the first time to propose the seam carving algorithm in continuous way by the JND algorithm and energy weight, are the promising results also demonstrated compared with several new approaches at public database 'Retarget Me', qualitatively and quantitatively.

Key words: Image Retargeting; Seam Carving; Just Noticeable Distortion (JND); Mean Approximation

收稿日期: 2019-12-30; 改回日期: 2020-10-23; 网络出版: 2020-12-11

*通信作者: 戚萌 qimeng@sdsu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61902225, 61502285), 山东省青年基金(ZR2014FQ013)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61902225, 61502285), The Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2014FQ013)

1 引言

随着众多数字媒体设备的出现, 同一张照片在不同显示设备上智能缩放, 即图像缩放技术(image retargeting)已经得到了广泛的关注。图像缩放的主要目标是保证图像重要信息的同时改变图像的尺寸和分辨率, 该方法已经在众多领域^[1-4]得到了推广和应用。内容敏感缩放(context-aware method)作为非均匀缩放技术被广泛研究, 其中包括Seam Carving^[5]及其改进算法。

根据实现原理, 内容敏感缩放模型可以分为两大类: (1)连续缩放模型, 将图像映射为3维空间内的概率分布, 根据显著性等因素修改映射程度达到图像缩放的目的, 如warping算法^[6,7]; (2)离散缩放模型, 迭代寻找最小能量线(Seam), 通过增加或删除Seam实现图像缩放, 如改进的Seam Carving (SC)算法^[8,9]。本文主要关注离散缩放模型采用基于SC的内容敏感缩放算法。为了保证图像的重要区域不丢失, Zhou等人^[10]提出的WSM模型(Wall-Seam Model)结合显著性特征和图像边缘信息, 采用双向缩放保持图像重要信息的同时达到最小缩放扭曲。立体显著性^[11]结合显著信息、景深信息和梯度能量信息, 可以更加准确地估算每一个像素的重要性。文献^[12,13]通过计算显著能量在物体边界的加速度不仅能够保持重要区域的结构信息, 还能够对非显著区域的结构信息进行保护。然而, 在上述方法中, 缩放扭曲现象始终普遍存在, 尤其是在物体边缘区域, 这将会严重影响缩放图片的质量。主要原因有两方面: 第一, 在迭代式缩放过程中扭曲信息是递增出现的, 等到出现严重的视觉缺陷时, 扭曲现象已经过 $n(n > 2)$ 代叠加了; 第二, Seam Carving算法的离散式缩放模式导致无法将缩放信息传递给下一代, 无法在后续迭代中有效避免严重扭曲叠加现象。

为解决上述问题, 本文提出新的SC连续模型, 在每一次迭代后, Seam的移除(增加)会导致轻微的像素位移。相邻像素间不同方向的位移累积会导致多次迭代后的潜在扭曲。本文提出最小位移可视差(Just Noticeable Distortion, JND)检测算法计算每次迭代中的像素位移。通过本文提出的能量权重(Energy Weight, E_w), 将JND信息传递到下一次迭代中, 从而有效避免扭曲现象。 E_w 和JND的提出, 使得改进SC算法从离散缩放模型变成连续缩放模型。通过与最新缩放算法在公共图像缩放数据集RetargetMe^[14]进行对比实验, 验证了本文方法的有效性和先进性。

2 相关工作

SC算法采用8连通相邻最小能量线的方式, 从上至下或从左至右对图像进行缩放。由于其算法的普适性和有效性吸引了大量研究人员的关注, 基于改进SC的算法陆续出现。根据近年来的研究成果, 改进算法大致可以分为3个方向。

第一, 研究人员致力于图像显著性特征的改进, 常用的显著性特征模型包括GBVS(Graph-Based Visual Saliency)模型^[15]、Itti模型^[16]和HSaliency模型^[17]等。结合深度信息的立体显著性特征^[11]、边缘特征^[12,13]、阴影特征^[8]和Global Scalar梯度特征^[18]等不同特征可以辅助显著性特征, 增强缩放后的重要信息保持。虽然多特征融合有助于更全面地捕捉图像信息, 对于尽可能多地保持图像重要信息具有积极作用, 但是这些特征中缺少对于图像内容和语义方面的指导, 往往会导致缩放效果无法兼顾图像内容的语义完整性(边界扭曲)。

第二, 多方法融合算法解决针对单一缩放模型的局限性。Fang等人^[19]和Wei等人^[20]分别在2017年和2018年提出融合Crop, SC, Warping, Scale和Stretch算法的图像缩放模型, 能够获得普遍优于单一方法的效果。但是, 针对不同类型图像如何调整和确定各方法间的平衡参数, 以及昂贵的时间代价都对该方向算法的改进提出了挑战。

第三, 还有研究学者采用其他的技术辅助SC算法, 例如遗传算法^[10], Block Artifact Grid^[21]和共形映射^[22]等。辅助方法都能够针对某类图像获得较好的缩放效果, 但是仍不能解决缩放扭曲的问题。本文研究在现有的3个改进方向的基础上提出了新的思路, 即通过JND算法的提出将SC的离散缩放模型改进为连续模型, 能够将每次迭代的缩放扭曲信息累加传递下去, 从而改进缩放效果且抑制图像边缘扭曲现象。

3 最小位移可视差检测算法

本文的主要研究目标是改进SC模型的图像缩放质量, 减少缩放后的边缘扭曲现象。尽管现在已经存在很多改进算法且缩放质量逐步提高, 经过反复试验发现对于大比例缩放和图像内容复杂的情况扭曲现象仍普遍存在。本文通过分析发现, 该问题出现的主要原因在于SC算法的离散式迭代和最小能量函数法。最小能量函数法仅计算当前状态下的能量线(Seam), 离散式迭代导致前一次迭代信息无法传递到后续的缩放过程中。换句话说, 如果第 i 次迭代出现了微小的扭曲, 在离散式SC运行机制下扭曲位置无法在第 $i+1$ 次迭代过程中得到保护。

这将会导致接下来的 k 次迭代后,会出现扭曲放大进而影响缩放的美观性。因此本文提出假设:如果在每一次迭代过程中的最小扭曲可视差JND能够进行检测,并将其传递至随后的迭代过程中,则能有效降低扭曲出现的概率,提高缩放结果的质量。本文连续模型如图1所示,其中图(a)为离散SC模型,图(b)为本文提出的连续SC模型,通过结合JND信息和能量权重 $E_w \cdot (SC + E_w)$,图像缩放能量能够以累加的方式传递到后续的迭代过程中,有效抑制扭曲现象的出现。

3.1 位移可视差函数

方向相反的微小像素移动会产生微小的图像扭曲。经实验表明2个像素以内的位移不会产生可视化扭曲。在光流估计研究领域,相邻两帧的像素移动可以通过最小化位移差进行计算^[23]。受此启发,本文定义最小位移可视差JND为像素位移向量, $\mathbf{u} = (u, v)^T$, 其中 u 表示水平位移, v 表示垂直位移。JND信息可以通过计算相邻两次迭代Seam Carving结果的能量相似性进行表达。本文希望在保持图像重要信息的前提下,相邻两次迭代Seam Carving结果具有最高的相似性。也就是说,目标函数可以表示为Seam Carving的能量差最小化问题,如式(1)所示。

$$E_D(\mathbf{u}) = \sum_x \frac{1}{2} \|I_2(x + \mathbf{u}) - I_1(x)\| + \frac{1}{2} \alpha \|\nabla I_2(x + \mathbf{u}) - \nabla I_1(x)\| \quad (1)$$

其中, α 表示权重, I_1 为Seam Carving之前的图像, I_2 为Seam Carving之后的图像, x 为图像中的像素, ∇ 为梯度计算。式(1)的第1项为颜色不变约束,第2项为梯度约束。如果 \mathbf{u} 计算准确,则 $E_D(\mathbf{u})$ 将趋向于0。根据参考文献^[23],一个好的模型应该倾向于含有更多信息的约束,而不是所有约束。我们定义一个二分权重映射 $\theta(\gamma): \mathbb{Z}^2 \rightarrow \{0, 1\}$,在优化过程中通过遍历决定采用哪一项约束。新的能量函数可以表示为

$$E_D(\mathbf{u}) = \sum_x \theta(\gamma) \|I_2(x + \mathbf{u}) - I_1(x)\| + (1 - \theta(\gamma)) \alpha \|\nabla I_2(x + \mathbf{u}) - \nabla I_1(x)\| \quad (2)$$

当 $\theta(\gamma) = 0$ 时,梯度约束起作用;当 $\theta(\gamma) = 1$ 时,颜色不变约束起作用。

在Seam Carving过程中,物体边界对于缩放后的效果起重要的影响。因此,我们定义边界保持正则项对位移能量进行约束,如式(3)。

$$E_s(\mathbf{u}) = \sum_x \omega(x) \|\nabla(\mathbf{u})(x)\| \quad (3)$$

其中, $x \in \mathbb{Z}^2$, 并且 $\|\nabla(\mathbf{u})(x)\|$ 为TV正则项, $\omega(x)$ 为简单结构适应映射^[23]。因此,最终的可视化能量函数可以定义为式(4)

$$E(\mathbf{u}, \theta) = E_D(\mathbf{u}) + \lambda E_s(\mathbf{u}) \quad (4)$$

其中, λ 为正则项权重。

3.2 近似最小化寻优

当位移可视差 \mathbf{u} 计算最准确时,式(4)能够取得最小值。因此,计算 \mathbf{u} 的过程可以看作对式(4)的最小化寻优过程,最终目标函数可以表示为式(5):

$$F = \min_{\mathbf{u}, \theta} E(\mathbf{u}, \theta) \quad (5)$$

最小化过程中需要同时对两个变量 \mathbf{u} 和 θ 进行计算,一般采用迭代优化策略。在本文问题中, θ 是二分映射,因此我们可以用平均场近似算法^[24](Mean Field approximation, MF)化简优化。通过特定状态替换 θ 减少一个变量简化寻优过程。特定状态的当前系统概率分布可以表示为式(6):

$$P(\mathbf{u}, \theta) = \frac{1}{Z} e^{-\beta E(\mathbf{u}, \theta)} \quad (6)$$

其中, β 表示温度反转的阈值, Z 表示状态划分函数。 Z 可以表示为式(7):

$$Z = \sum_{\mathbf{u}} \sum_{\theta} e^{-\beta E(\mathbf{u}, \theta)} \quad (7)$$

沿鞍点方向所有的 θ 状态代入式(7)可近似得到

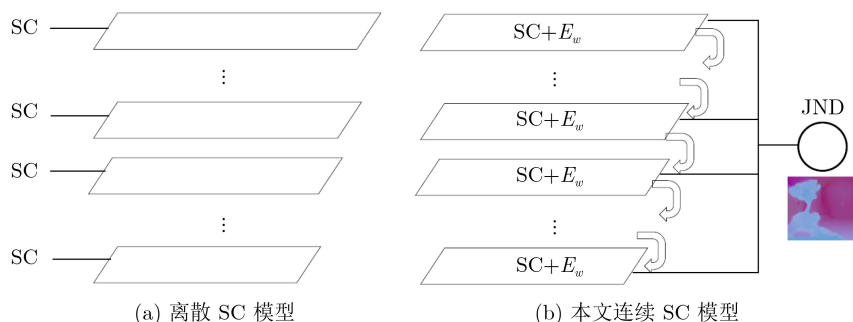


图1 传统SC模型与本文模型对比图

$$\begin{aligned}
Z &= \sum_{\{\mathbf{u}\}} \sum_{\{\theta=0,1\}} e^{-\beta E(\mathbf{u},\theta)} \\
&= \sum_{\{\mathbf{u}\}} e^{-\beta E_s(\mathbf{u})} \\
&\quad \cdot \sum_{\{\theta=0,1\}} e^{-\beta \sum_x (\theta(x)\Psi_1(\mathbf{u},x) + (1-\theta(x))\Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x))} \\
&= \sum_{\{\mathbf{u}\}} e^{-\beta E_s(\mathbf{u})} \prod_x (e^{-\beta \Psi_1(\mathbf{u},x)} + e^{-\beta \Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x)}) \\
&= \sum_{\{\mathbf{u}\}} e^{-\beta \{E_s(\mathbf{u}) - \sum_x \frac{1}{\beta} (\ln(e^{-\beta \Psi_1(\mathbf{u},x)} + e^{-\beta \Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x)}))\}} \\
&\approx \max_{\mathbf{u}} e^{-\beta \{E_s(\mathbf{u}) - \sum_x \frac{1}{\beta} (\ln(e^{-\beta \Psi_1(\mathbf{u},x)} + e^{-\beta \Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x)}))\}} \quad (8)
\end{aligned}$$

其中， $\Psi_1(\mathbf{u},x) = I_2(x+\mathbf{u}) - I_1(x)$ 和 $\Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x) = \nabla I_2(x+\mathbf{u}) - \nabla I_1(x)$ 。因此对式(5)的最小化可以近似为对式(8)的最小化。在式(8)中只有一个变量，将会降低优化难度。本文提出有效位移可视差函数可以表示为

$$E_D^{\text{eff}}(\mathbf{u}) = \lambda E_s(\mathbf{u}) - \sum_x \frac{1}{\beta} \ln(e^{-\beta \Psi_1(\mathbf{u},x)} + e^{-\beta \Psi_{\nabla 1}(\mathbf{u},x)}) \quad (9)$$

将式(9)代入式(5)，最终最小化目标函数可以表示为

$$F = \min_{\mathbf{u}} E_D^{\text{eff}}(\mathbf{u}) \quad (10)$$

通过对单变量 \mathbf{u} 进行寻优，可以计算出每一次Seam Carving迭代后的最小位移可视差作为JND信息。

4 连续Seam Carving模型

最小位移可视差检测算法可以获得每次迭代后缩放的JND信息。在此基础上，为了解决传统离散模型对于缩放信息无法传递的问题，本文提出采用

能量权重 E_w 表示累加缩放信息。JND中基于8连通域的相邻像素移动方向相反表明该处大概率会出现扭曲现象。将该位置信息通过权重增加的方式记录在 E_w 中，并在后续的最小能量线查找过程中进行适当的保护可以降低扭曲现象出现的概率。本文算法处理流程如图2所示。每一次迭代过程中，首先对目标图像提取特征，然后通过SC算法，结合上一次迭代的 E_w 寻找最小能量线进行缩放；然后将缩放前和缩放后的图像计算JND信息，将扭曲像素位置在 E_w 中进行叠加传递到下一次迭代过程中，从而将离散的SC模型变为连续模型。

引入JND信息和 E_w 后的Seam Carving缩放过程可以表示为式(11)–式(13)：

$$f_{\text{en}} = E_{\text{sa}} + E_{\text{de}} + E_{\text{ed}} + E_{\text{gr}} \quad (11)$$

$$E_w^i = \sum_{i-k+1}^i \text{JND}^{i-1}, i \in [1, n], k \in [1, i] \quad (12)$$

$$I_{\text{re}}(x, y) = \min_{x, y \in \Gamma} (E_w^i \cdot f_{\text{en}}) \quad (13)$$

根据文献[12,13]，本文将显著特征 E_{sa} 、景深特征 E_{de} 、边缘特征 E_{ed} 和梯度特征 E_{gr} 相结合进行最小能量线搜索。每一次迭代的能量权重是通过前 k 代的JND信息叠加产生的，如式(12)，其中 $\text{JND}^0 = \{0, 0, \dots\}$ 即第1次迭代时默认最小位移可视差为0。能量权重 E_w 可以叠加前 k 代的位移差对当前最小能量线搜索进行约束，通过式(13)可以计算出最小能量线。便于计算本文在实验中设置 $k=1$ ， n 为缩放指定的迭代次数。

连续Seam Carving图像缩放算法如表1所示。

5 实验结果分析

5.1 实验设置

本文实验环境为i7-6700 3.4 GHz, 16 GB DDR

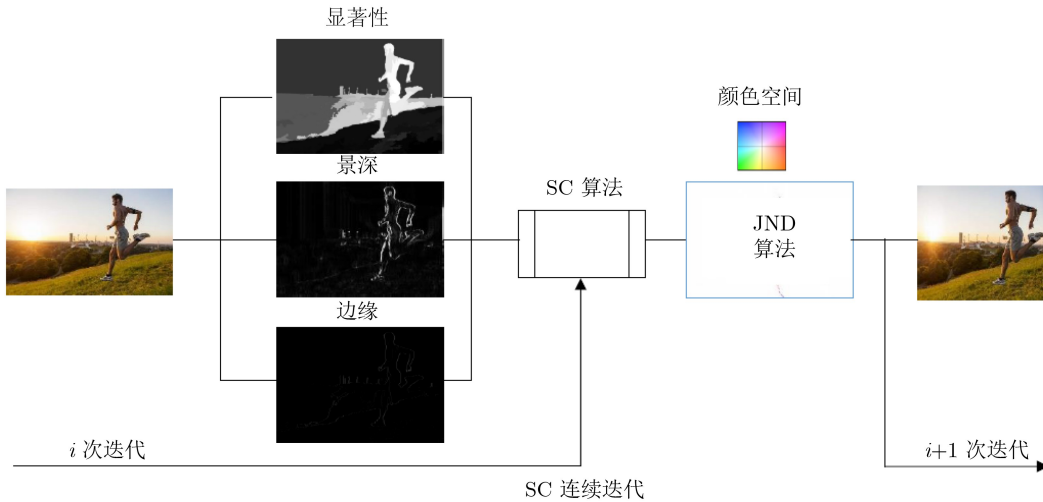


图2 连续SC缩放模型处理流程

表1 连续Seam Carving图像缩放算法

输入: 目标图像, I_{in} , 缩放比例参数, n
输出: 缩放结果图像, I_{out}
1: repeat
2: 根据式(11)计算 f_{em}
3: 根据式(12)计算 E_w^i
4: 微小缩放 I_2 和 I_1 至相同大小
5: 根据式(9)和式(10)计算 u_i
6: 进行缝合计算
7: 更新缩放参数
8: until seam _{num} = n

内存, GTX1070显卡, 显存8 GB, MATLAB R2015b。本文使用3个特征: 显著性特征Hsaliency^[17], 景深特征JNB^[25]和结构保持性边界信息^[13]。实现过程中的相关参数为: 式(9)中的 $\lambda=0.5$, $\beta=5$ 。

本文主要实验数据来自图像缩放公共数据集RegargetMe。为了验证算法的有效性共设计并实现3组实验: 第1组实验与当前Seam Carving改进算法进行对比, 包括SC^[5], WSM^[10], SC+SA+DE^[11]和本文算法, 验证本文方法针对SC模型改进的有效性; 第2组实验与当前最新其他方法进行比较, 验证本文算法在图像缩放方面的先进性, 包括Crop, SC, Warping^[6], SNS^[26], 本文方法离散模型和本文方法连续模型; 第3组为定量对比, 分别采用当前主流图像缩放质量评估算法Sift-flow^[27], ARS^[28,29]和Vssm^[30]进行定量对比。

5.2 定性实验对比和分析

在第1组实验中, 我们针对其他Seam Carving改进算法进行对比实验。针对高分辨率图像和运动图像进行大比例缩放实验(缩放比例超过60%), 见图3。

在图3中, 儿童草地图为高清图像, SC算法和SA+DE+SC算法都造成了小孩身体的缩小或头部扭曲, WSM算法删除了远处的彩带, 本文算法在前景和背景保持方面都表现良好。在赛车图中, SC算法导致赛车严重缩小, WSM算法造成赛道扭曲, SA+DE+SC算法和本文算法表现良好。在滑板图中, SC算法和SA+DE+SC算法都对人物及其影子产生了严重的扭曲, WSM算法对于背景街道有所扭曲, 本文算法对于运动图像, 无论前景还是背景都保持最为完整。通过第1组实验可以证明本文方法对于扭曲现象具有明显的减少效果。为了更好地体现JND算法在抑制扭曲方面的效果, 我们在图3所示的缩放过程中, 计算前500次迭代过程中的像素级平均扭曲度(JND errors), 将其归一化至[0, 1]区间内, 如图4所示。图像扭曲度在缩放开始阶段都比较小, 随着缩放迭代数的增加, 扭曲度都在不同程度的递增(0-150代)。其中, SC算法由于只考虑到图像梯度能量, 扭曲产生得最快; WSM算法增加了边缘信息的检测, 扭曲度的增加比SC算法略缓。SA+DE+SC算法通过景深能量值和显著性能量值的约束, 扭曲度的增加相较于SC算法和WSM算法更加缓慢。与此3种算法不同的是, 本文算法能够及时地检测扭曲度并且通过 E_w 传递到下一代, 因

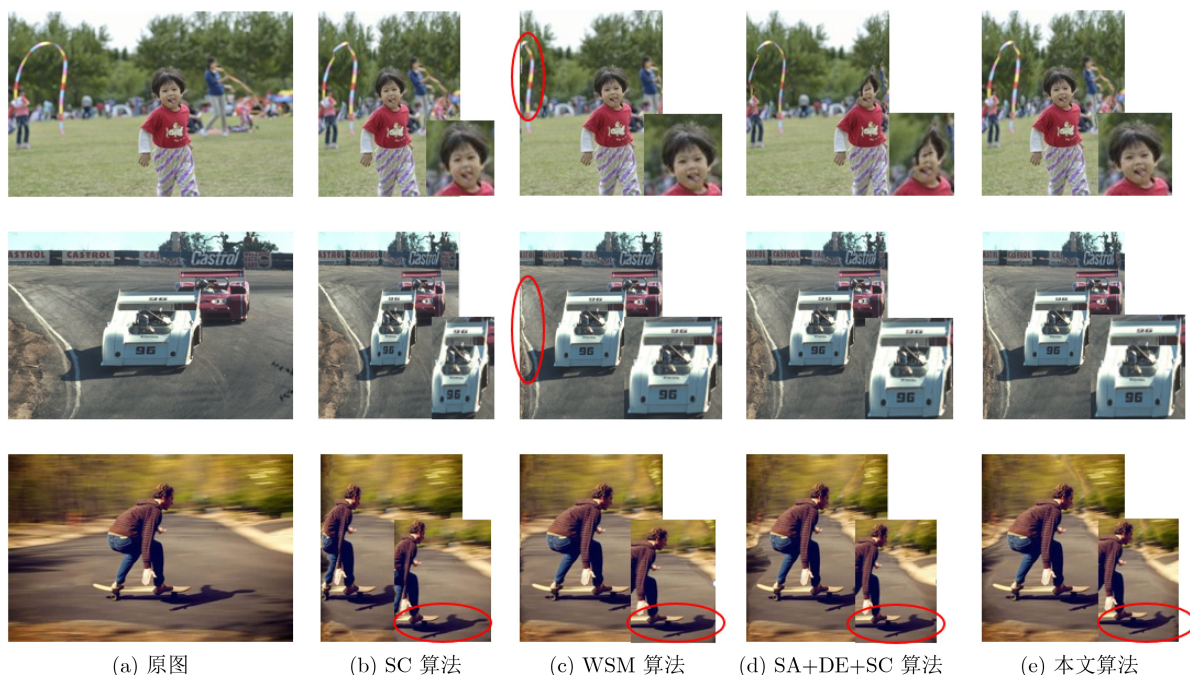


图3 SC改进算法定量对比实验

此本文算法的扭曲度虽然在初期也随着迭代逐步递增，但到达一定程度后(0.45)扭曲度递增程度逐渐降低，并能保持在相对较低的范围内。由此可以证明本文提出的连续SC模型能够对扭曲进行抑制，有效地避免了大规模的扭曲现象。

第2组实验中，本文与当前主流的各种算法进行了对比，包括传统缩放方法Crop，经典离散缩放方法SC，SNS(Scale-and-Stretch)，经典连续缩放方法Warping，JND+离散SC和JND+连续SC。实验数据全部来自RegargetMe，选取其中4类图像：人物、建筑、自然风光和动植物进行多次实验，如图5。

在图5中，从左到右依次为：(a)原图，(b)Crop算法，(c)标准Seam Carving算法，(d)SNS算法，(e)Warping算法，(f)JND+离散SC模型，(g)JND+连续SC模型。其中，Crop算法能够最完美地保持

图像中的重要区域(包括细节与尺寸)，但是会造成图像两侧数据的大量丢失；SC算法在人脸、建筑都产生了扭曲；SNS算法虽然扭曲比较少，但是图像中的重要信息尺寸缩减得最严重，例如蝴蝶；Warping算法在自然风光和动植物图像中都产生了重要信息没有完整保存的问题。JND+离散SC算法中，人物的脸部明显扭曲，建筑图像的尺寸缩减较大。相比较前面的算法，JND+连续SC算法在4类图像方面都取得了非常好的缩放效果，在重要信息保持、抑制扭曲现象方面综合来看明显优于前面的算法。

5.3 定量实验对比和分析

当前，对于图像缩放算法主流的评价方法还是基于用户的视觉判断。近年来陆续出现针对缩放质量评估的算法，本文选用其中的3个：Sift-flow，ARS，Vssm。其中，Sift-flow算法能够计算原始图像与缩放图像之间的稠密相关性，用来衡量图像缩放后内容的保持程度，结果越高越好。ARS算法为近年来提出的，通过计算局部block的变化有效地评价缩放后的图像扭曲程度，结果越高越好。Vssm算法通过双向patch比较评估显著性区域的不相似程度，结果越低越好。

本文在上述4个图像类别中，每类图像选取5幅，其中人物图像和建筑图像采用50%的缩放比，自然景观图像和动植物图像采用60%的缩放比率。通过计算缩放前后图像在3个评价算法的平均得分进行对比，具体如表2所示，DISJND表示

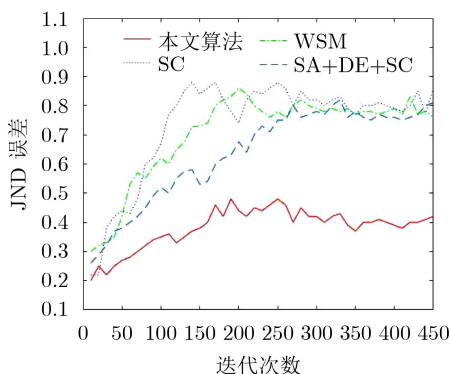


图4 像素级扭曲度对比

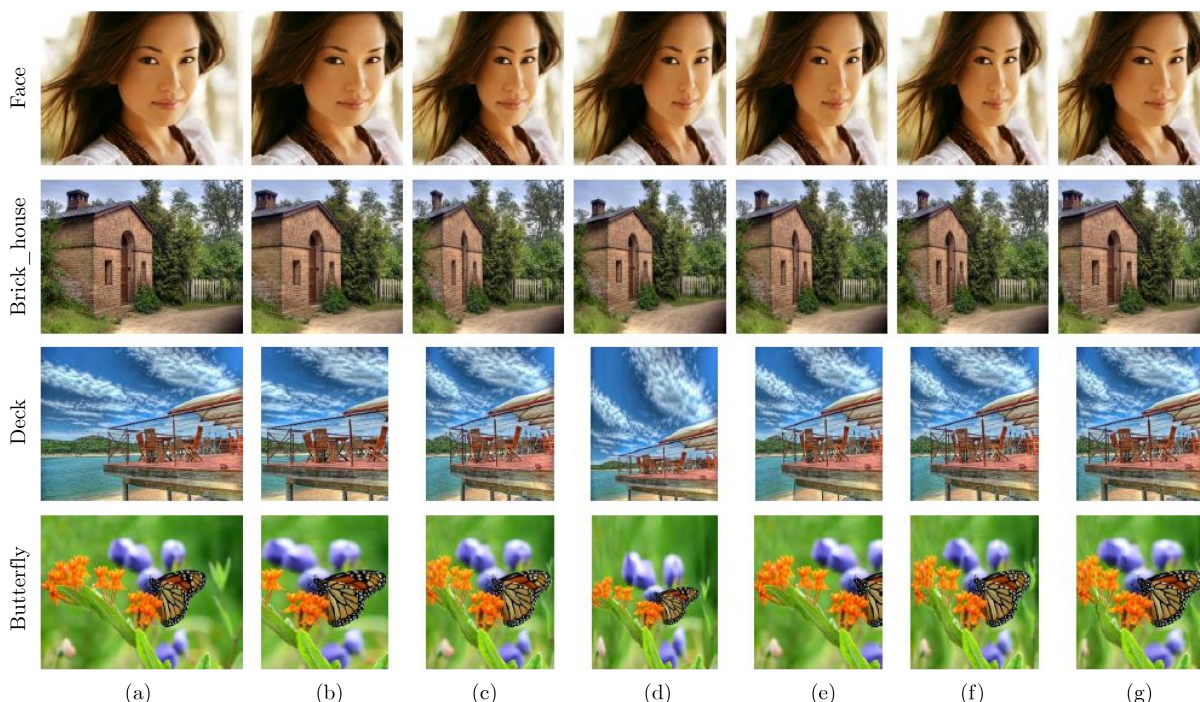


图5 图像缩放算法定量对比实验

JND+离散SC模型，CONJND表示JND+连续SC模型。

表2 图像缩放定量对比

	Crop	SC	SNS	WARP	DISJND	CONJND
Sift-flow	0.37	0.57	0.69	0.38	0.59	0.79
ARS	0.94	0.89	0.90	0.89	0.89	0.91
Vssm	0.25	0.68	0.68	0.75	0.65	0.42

表2中数据显示了本文方法在4个图像类别中的图像缩放优越性。对于Sift-flow算法评价越高意味着缩放后的图像与原图联系越大。通过对比发现，本文算法提出的JND+连续SC模型在该指标评价高达0.79。对于ARS算法，Crop方法获得最高的评价指标，这是因为Crop能够原样保存图像缩放前的重要区域，不会产生扭曲。但是会造成图像背景信息的大量丢失。除了Crop算法，本文算法在扭曲约束方面表现最好。对于Vssm算法，同样是Crop方法获得最高的评价指标，这是因为基于剪裁的方法，图像重要区域与原图基本相同，因此不相似性最低。除去Crop算法，本文算法仍旧获得最佳评价。通过定量对比实验得出的结论基本与5.2节的定性对比实验结果一致。

6 结束语

本文提出最小位移可视差检测算法，能够在SC每次迭代过程中计算会造成扭曲的JND信息，通过本文提出的能量权值逐代累加传递下去，有效地将离散的SC模型变为连续模型，从而降低了传统SC过程中出现的扭曲现象。通过实验证明，基于JND的SC连续模型对于当前图像缩放算法在性能上带来较大的提高。

但由于加大了每次迭代的计算量，本文方法存在耗时严重的问题。采用GPU并行算法或其他加速算法减少时间复杂度将是未来需要解决的问题之一。另外，为了进一步提高图像缩放质量，改进的SC模型与其他算法的结合将会是未来的潜在研究方向。

参考文献

- [1] 梁晓萍, 郭振军, 朱昌洪. 基于头脑风暴优化算法的BP神经网络模糊图像复原[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 2980–2986. doi: [10.11999/JEIT190261](https://doi.org/10.11999/JEIT190261).
LIANG Xiaoping, GUO Zhenjun, and ZHU Changhong. BP neural network fuzzy image restoration based on brain storming optimization algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(12): 2980–2986. doi: [10.11999/JEIT190261](https://doi.org/10.11999/JEIT190261).
- [2] 罗洪艳, 朱子岩, 林睿, 等. 基于掩盖效应和梯度信息的无参考噪声图像质量评价改进算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(1): 210–218. doi: [10.11999/JEIT180195](https://doi.org/10.11999/JEIT180195).
- [3] LIU Hong, XU Bin, LU Dianjie, et al. A path planning approach for crowd evacuation in buildings based on improved artificial bee colony algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 68: 360–376. doi: [10.1016/j.asoc.2018.04.015](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.04.015).
- [4] LIU Hong, LIU Baoxi, and ZHANG Hao. Crowd evacuation simulation approach based on navigation knowledge and two-layer control mechanism[J]. *Information Sciences*, 2018, 436/437: 247–267. doi: [10.1016/j.ins.2018.01.023](https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.01.023).
- [5] AVIDAN S and SHAMIR A. Seam carving for content-aware image resizing[C]. ACM SIGGRAPH 2007, San Diego, USA, 2007. doi: [10.1145/1275808.1276390](https://doi.org/10.1145/1275808.1276390).
- [6] ZHANG Lixia, LI Kangshun, QU Zhaoming, et al. Seam warping: A new approach for image retargeting for small displays[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(2): 447–457. doi: [10.1007/s00500-015-1795-1](https://doi.org/10.1007/s00500-015-1795-1).
- [7] SHAO Feng, LIN Wenchong, LIN Weisi, et al. QoE-guided warping for stereoscopic image retargeting[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(10): 4790–4805. doi: [10.1109/TIP.2017.2721546](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2721546).
- [8] HASHEMZADEH M, ASHEGHI B, and FARAJZADEH N. Content-aware image resizing: An improved and shadow-preserving seam carving method[J]. *Signal Processing*, 2019, 155: 233–246. doi: [10.1016/j.sigpro.2018.09.037](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2018.09.037).
- [9] LI Chenyang, HU Ruimin, LIANG Chao, et al. Faster seam carving for video retargeting[C]. The 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Athens, Greece, 2018: 823–827. doi: [10.1109/ICIP.2018.8451794](https://doi.org/10.1109/ICIP.2018.8451794).
- [10] ZHOU Bin, WANG Xuanyin, CAO Songxiao, et al. Optimal bi-directional seam carving for compressibility-aware image retargeting[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 41: 21–30. doi: [10.1016/j.jvcir.2016.09.002](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.09.002).
- [11] SHAFIEYAN F, KARIMI N, MIRMAHBOUB B, et al. Image retargeting using depth assisted saliency map[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 50: 34–43. doi: [10.1016/j.image.2016.10.006](https://doi.org/10.1016/j.image.2016.10.006).
- [12] LU Hongju, YUE Pengfei, ZHAO Yanhui, et al. Contour sensitive saliency and depth application in image retargeting[J]. *SPIE Ninth International Conference on Graphic and Image Processing*, 2017: 10615. doi: [10.1117/12.2303573](https://doi.org/10.1117/12.2303573).

- [13] 岳鹏飞, 王化雨, 郑元杰, 等. 结合边缘模糊的景深显著性在图像缩放中的研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(3): 415–423.
YUE Pengfei, WANG Huayu, ZHENG Yuanjie, *et al.* Image retargeting using blur based depth saliency descriptor[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(3): 415–423.
- [14] RUBINSTEIN M, GUTIERREZ D, SORKINE O, *et al.* A comparative study of image retargeting[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2010, 29(6): 160. doi: [10.1145/1866158.1866186](https://doi.org/10.1145/1866158.1866186).
- [15] HAREL J, KOCH C, and PERONA P. Graph-based visual saliency[C]. The 19th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2006: 545–552.
- [16] ITTI L, KOCH C, and NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254–1259. doi: [10.1109/34.730558](https://doi.org/10.1109/34.730558).
- [17] YAN Qiong, XU Li, SHI Jianping, *et al.* Hierarchical saliency detection[C]. 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, USA, 1155–1162.
- [18] ITO I. Gradient-based global features for seam carving[J]. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, 2016, 2016(1): 27. doi: [10.1186/s13640-016-0130-9](https://doi.org/10.1186/s13640-016-0130-9).
- [19] FANG Yuming, FANG Zhijun, YUAN Feiniu, *et al.* Optimized multioperator image retargeting based on perceptual similarity measure[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 47(1): 2956–2966. doi: [10.1109/TSMC.2016.2557225](https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2557225).
- [20] WEI Daiyan, CHOU Y C, and SU P C. A multi-operator retargeting scheme for compressed videos[C]. 2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics, Taichung, China, 2018: 1–12. doi: [10.1109/ICCE-China.2018.8448819](https://doi.org/10.1109/ICCE-China.2018.8448819).
- [21] HAN Rong, KE Yongzhen, DU Ling, *et al.* Exploring the location of object deleted by seam-carving[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 95: 162–171. doi: [10.1016/j.eswa.2017.11.023](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.11.023).
- [22] XU Jinlan, KANG Hongmei, and CHEN Falai. Content-aware image resizing using quasi-conformal mapping[J]. *The Visual Computer*, 2018, 34(3): 431–442. doi: [10.1007/s00371-017-1350-4](https://doi.org/10.1007/s00371-017-1350-4).
- [23] XU Li, JIA Jiaya, and MATSUSHITA Y. Motion detail preserving optical flow estimation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(9): 1744–1757. doi: [10.1109/TPAMI.2011.236](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.236).
- [24] GEIGER D and GIROSI F. Parallel and deterministic algorithms from MRFs: Surface reconstruction and integration[C]. The 1st European Conference on Computer Vision, Antibes, France, 1990: 89–98. doi: [10.1007/BFb0014854](https://doi.org/10.1007/BFb0014854).
- [25] SHI Jianping, XU Li, and JIA Jiaya. Just noticeable defocus blur detection and estimation[C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 657–665.
- [26] WANG Y S, TAI C L, SORKINE O, *et al.* Optimized scale-and-stretch for image resizing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(5): 118. doi: [10.1145/1457515.1409071](https://doi.org/10.1145/1457515.1409071).
- [27] LIU Ce, YUEN J, and TORRALBA A. SIFT flow: Dense correspondence across scenes and its applications[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 978–994. doi: [10.1109/TPAMI.2010.147](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.147).
- [28] ZHANG Yabin, FANG Yuming, LIN Weisi, *et al.* Backward registration-based aspect ratio similarity for image retargeting quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(9): 4286–4297. doi: [10.1109/TIP.2016.2585884](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2585884).
- [29] ZHANG Yabin, LIN Weisi, LI Qiaohong, *et al.* Multiple-level feature-based measure for retargeted image quality[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(1): 451–463. doi: [10.1109/TIP.2017.2761556](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2761556).
- [30] ZHOU Zeqi, DUAN Chenda, and CUI Jia. The multi-modality content-aware retargeting algorithm and variable scale similarity measurement for image retargeting[C]. The 2nd International Conference on Advances in Image Processing, Chengdu, China, 2018: 73–77.

崔嘉: 男, 1982年生, 副教授, 研究方向为图像处理、计算机辅助设计、智能设计。

宋磊: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理。

陆宏菊: 女, 1982年生, 讲师, 研究方向为图像处理、语义分析。

唐明晰: 男, 1956年生, 教授, 研究方向为智能设计、设计推理、计算机图形学。

戚萌: 女, 1983年生, 讲师, 研究方向为虚拟现实、计算机图形学。

责任编辑: 陈倩