

中国图形学象报

2013
11
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758 /TB



图像色彩视觉研究 P1536

中国图象图形学报

刊名题字：宋健 | 月刊（1996年创刊）



第18卷第11期（总第211期）

2013年11月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995 010-82614429

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元

综述

- 多媒体技术研究: 2012——多媒体数据索引与检索技术研究进展
中国计算机学会多媒体专业委员会 1383

图像处理和编码

- 热扩散和整体变分模型自适应调整的图像放大模型
王相海, 艾新南 1398
- 椒盐图像的方向加权均值滤波算法
李佐勇, 汤可宗, 胡锦涛, 林亚明 1407
- 3维自适应最小误差阈值分割法
刘金, 金炜东 1416
- 结构约束和样本稀疏表示的图像修复
康佳伦, 唐向宏, 任澍 1425
- 结合小波变换和自适应分块的多聚焦图像快速融合
刘羽, 汪增福 1435

图像分析和识别

- 飞行时间3维相机的多视角散乱点云优化配准
张旭东, 吴国松, 胡良梅, 王竹萌, 邱维巍 1445
- 采用独立色素浓度分布分割皮损图像
徐舒畅 1452
- 基于CUDA的并行加速渲染算法
刘镇, 郝冬宁, 梅向东 1457
- 连续最大流图像分割模型及算法
杨晓艺, 王小欢, 宋锦萍 1462
- 词袋特征压缩算法比较研究
杨赛, 赵春霞 1468

图像理解和计算机视觉

- 融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D
袁红星, 吴少群, 朱仁祥, 安鹏 1478

计算机图形学

- 多风格融合的复杂森林场景自适应可视化
董天阳, 夏佳佳, 范菁 1486

遥感图像处理

- 保留结构细节的遥感海表温度图像的采样与重构
崔雪森, 杨胜龙, 伍玉梅, 戴阳, 范秀梅 1497
- 组合四相机拼接影像的颜色平衡
任超锋, 姚娜, 林宗坚 1504
- 复杂背景下多样水体遥感自动解译
夏列钢, 沈占锋, 李均力, 骆剑承 1513

“第十届全国智能CAD与数字娱乐会议”专栏

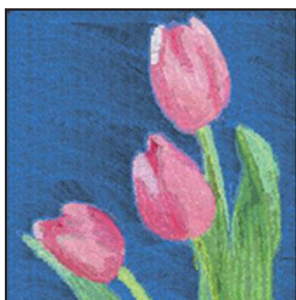
- 3D树木建模技术研究进展
谭云兰, 贾金原, 张晨, 李光耀 1520
- 网格分割的3维网格模型非盲水印算法
杜顺, 詹永照, 王新宇 1529
- 基于放缩系数和均值的多参数颜色迁移
王世亮, 徐岗, 储清林, 胡维华, 汪国昭 1536
- 基于参考图像的色粉画模拟
郑智斌, 张岩, 孙正兴, 杨克微 1542



融合对象性和视觉显著度的单目图像2D转3D(第1478页)



网格分割的3维网格模型非盲水印算法(第1529页)



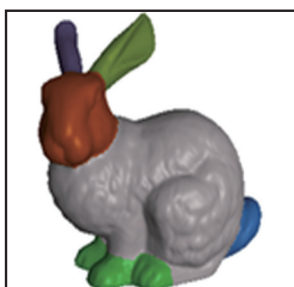
基于参考图像的色粉画模拟(第1542页)

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency(P1478)



Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation(P1529)



Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values(P1542)

Review

- Researches on multimedia technology, 2012
Multimedia data indexing and retrieval technology: a review
CCF Multimedia Technology Committee 1383

Image Processing and Coding

- Image magnification model based on adaptive adjustment of thermal diffusion and TV model
Wang Xianghai, Ai Xinnan 1398
Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise
Li Zuoyong, Tang Kezong, Hu Jinmei, Lin Yaming 1407
Three-dimensional adaptive minimum error thresholding segmentation algorithm
Liu Jin, Jin Weidong 1416
Image inpainting by structural constraints and sample sparse representation
Kang Jialun, Tang Xianghong, Ren Shu 1425
Multi-focus image fusion based on wavelet transform and adaptive block
Liu Yu, Wang Zengfu 1435

Image Analysis and Recognition

- Multi-view scattered point cloud optimization registration using a TOF camera
Zhang Xudong, Wu Guosong, Hu Liangmei, Wang Zhumeng, Di Weiwei 1445
Skin lesion segmentation by using independent pigment concentration distribution
Xu Shuchang 1452
Based on the parallel rendering algorithm in CUDA
Liu Zhen, Hao Dongning, Mei Xiangdong 1457
Image segmentation model and algorithm based on continuous max-flow approach
Yang Xiaoyi, Wang Xiaohuan, Song Jinping 1462
Comparative research on compression algorithms of bag-of-features
Yang Sai, Zhao Chunxia 1468

Image Understanding and Computer Vision

- Single-view image 2D-to-3D conversion based on objectness and visual saliency
Yuan Hongxing, Wu Shaoqun, Zhu Renxiang, An Peng 1478

Computer Graphics

- Adaptive visualization of multi-style composition for complex forest scene
Dong Tianyang, Xia Jiajia, Fan Jing 1486

Remote Sensing Image Processing

- Structural detail-reserving method of sampling and reconstruction of remote sensing SST image
Cui Xuesen, Yang Shenglong, Wu Yumei, Dai Yang, Fan Xiumei 1497
Color balancing of the stitched images of a combined four-head camera
Ren Chaofeng, Yao Na, Lin Zongjian 1504
Automatic interpretation of diverse water bodies from remotely sensed images in complex background
Xia Liegang, Shen Zhanfeng, Li Junli, Luo Jiancheng 1513

Issum of CIDE' 2013

- Survey on Virtual 3D Tree Modeling Technologies
Tan Yunlan, Jia Jinyuan, Zhang Chen, Li Guangyao 1520
Non-blind watermarking algorithm for 3D mesh models based on mesh segmentation
Du Shun, Zhan Yongzhao, Wang Xinyu 1529
Color transfer with multiple parameters by combining the scaling and mean values
Wang Shiliang, Xu Gang, Chu Qinglin, Hu Weihua, Wang Guozhao 1536
Image-based pastel simulation
Zheng Zhibin, Zhang Yan, Sun Zhengxing, Yang Kewei 1542

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)11-1398-09

论文引用格式: 王相海, 艾新南. 热扩散和整体变分模型自适应调整的图像放大模型[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(11): 1398-1406.

[DOI: 10.11834/jig.20131102]

热扩散和整体变分模型自适应调整的图像放大模型

王相海^{1,3}, 艾新南²

1. 辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 大连 116029; 2. 辽宁师范大学数学学院, 大连 116029;
 3. 湘潭大学智能计算与信息处理教育部重点实验室, 湘潭 411105

摘要: 近年来, 考虑到基于偏微分方程的图像处理具有更强的局部自适应特性和高度的灵活性, 因此该方法成为继小波图像处理之后新的研究热点。在对热扩散模型和 TV (total variation) 模型分析的基础上, 针对这两个模型在图像平滑区域及边缘或纹理区域扩散所表现出的不同特性和优势, 提出一种基于图像局部特性的自适应混合图像放大模型。该模型以双线性插值后的放大图像为初始值, 根据像素点梯度特性在平滑区域和边缘或纹理区域自适应地调整扩散模型。使得在平滑区域进行热传导的同向扩散, 而在边缘和纹理区域处则进行沿着与梯度方向相垂直的方向扩散。该模型很好地抑制了图像插值放大后所带来的块状效应, 以及放大后边缘或纹理区域的假边缘现象。理论上证明了该模型解的存在性, 同时大量的仿真实验结果验证了该模型的有效性。

关键词: 图像放大; 双线性插值; 热扩散模型; 整体变分 (TV) 模型; 自适应混合模型

Image magnification model based on adaptive adjustment of thermal diffusion and TV model

Wang Xianghai^{1,3}, Ai Xinnan²

1. College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China;
 2. College of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China;
 3. Key Laboratory of Intelligent Computing & Information Processing of Ministry of Education, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China

Abstract: In recent years, image processing based on the partial differential equation has stronger local adaptive characteristics and a high degree of flexibility. This method becomes a new research hotspot after image processing based on wavelet. Based on the different characteristic and superiority represented by the thermal diffusion model and the TV (total variation) model in the image smooth area and edge or texture area, we propose the adaptive hybrid-image magnification model based on image local characteristics. Initialized by the amplification image after the double linear interpolation, this model adaptively adjusts the diffusion model according to the pixel gradient characteristic in the smooth area and edge or texture area. The proposed model makes the isotropic diffusion in the smooth area, and the direction diffusion along the vertical gradient direction in the edge or texture region. This model inhibits the massive effect and the false edge phenomenon brought by the image interpolation amplification. The proposed model is proved theoretically, and at the same time, a lot of simulation results verify the effectiveness of the proposed model.

Key words: image magnification; bilinear interpolation; thermal diffusion model; total variation (TV) model; adaptive hybrid model

收稿日期: 2012-12-20; 修回日期: 2013-04-22

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41271422); 辽宁省自然科学基金项目 (20102123); 计算机软件新技术国家重点实验室开放基金项目 (KFKT2011B11); 南京邮电大学图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金项目 (LBK2010003)

第一作者简介: 王相海 (1965—) 男, 教授, 博士生导师, 中国计算机学会高级会员, 主要研究方向为计算机图形学及多媒体信息处理。

E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn

0 引言

图像放大作为图像处理的重要组成部分,其目标是在增加图像分辨率的同时,尽可能地保持高质量的图像视觉效果。传统的图像放大是通过对图像进行插值获得的^[1-2],常用的插值方法包括最近邻插值、双线性插值、Newton 插值和三次样条插值等。图像放大的插值方法因易于操作和运行时间短而被广泛采用,然而该类方法容易出现图像放大后边缘模糊和阶梯失真的现象^[3-4]。近年来基于偏微分方程(PDE)的图像放大方法因可以有效地去除人工痕迹和噪声的影响而受到关注^[5-6]。目前基于 PDE 图像放大方法总体上包含两类^[7-8],即直接方法和间接方法。其中直接方法是直接利用 PDE 进行图像内插获得放大图像^[8],该方法迭代时间较短,但由于平滑区域与边缘区域采用了同一种迭代方法,通常会导致边缘的模糊和锯齿等现象;间接方法是指以传统的插值结果作为放大图像的初始值,再应用 PDE 进行图像的后处理,该方法能够对图像的边缘及纹理区域消除因放大而引起的锯齿效应和块效应,因而近年来受到关注。

本文提出一种基于热扩散和最小泛函 TV (total variation) 模型自适应调整的图像放大模型,首先通过双线性插值方法对图像进行插值操作,将图像放大到所需的倍数,然后对经插值放大后的图像,构造一种基于像素局部特性的自适应扩散模型。该模型对平滑区域进行热传导的同性扩散,消除经插值放大后所带来的块状效应,而对边缘和纹理区域则进行沿梯度垂直方向的扩散,从而避免了经插值放大后对边缘区域所带来的模糊现象,在很大程度上提高了放大图像的视觉效果。

1 热扩散模型和 TV 模型分析

1.1 热扩散模型

热扩散模型是将图像的灰度值看成平面物体的温度,图像放大的过程即为温度传导的过程^[8],即把待放大的图像看成固定的热源,利用热传导方程计算其他各点的灰度值,进而实现对图像的放大。

设 $t(t > 0)$ 时刻图像的灰度值(看做温度)为 $s(x, y, t)$,并假设物体的密度、热传导系数及比热是 1,则平面热传导模型为

$$\frac{\partial s(x, y, t)}{\partial t} = \Delta s(x, y, t) = \operatorname{div}(\nabla s(x, y, t)) \quad (1)$$

$$(x, y) \in \Omega = \{(i, j) | i \in (1, k_1(m-1) + 1), j \in (1, k_2(n-1) + 1)\}$$

$$\Delta s(x, y, t) = \frac{\partial^2 s(x, y, t)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 s(x, y, t)}{\partial^2 y}$$

k_1, k_2 均为自然数,分别表示原图像沿横向和纵向分别放大 k_1, k_2 倍。

这里图像的边界可看成是绝热的,即满足

$$\frac{\partial s(x, y, t)}{\partial n} = 0, (x, y) \in \partial\Omega \quad (2)$$

记 $T = \{(x, y) | x = k_1(i-1) + 1, y = k_2(j-1) + 1\}, (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$, 则对于初始时刻, T 上 $s(x, y, t)$ 的温度选取为

$$\begin{cases} s(k_1(i-1) + 1, k_2(j-1) + 1, t) = k_0 v(i, j) & 0 \leq t < t_0 \\ s(k_1(i-1) + 1, k_2(j-1) + 1, t) = v(i, j) & t_0 \leq t \end{cases} \quad (3)$$

式中, $v(i, j)$ 表示图像的原始灰度值, t_0 为某一时刻的时间, k_0 为常数。为了减少计算量,加快迭代速度,在初始时间内尽量多释放热量,常取 $k_0 \geq 1$ 。

而在 T 的外部, $s(x, y, t)$ 的温度选取为

$$s(x, y, 0) = 0, (x, y) \in \Omega \setminus T \quad (4)$$

基于热扩散模型属于线性抛物线型偏微分模型,在放大的同时可以有效地去除图像的噪声,同时在平滑区域可以获得很好的图像放大效果。然而由于该模型的“线性”特点,使得其对图像边缘或纹理区域的放大易出现边缘模糊与失真的现象。

1.2 TV 模型扩散性能分析

整体变分(TV)^[7]的能量函数最小化在保持图像边缘上具有良好的效果,近年来在图像修复领域受到重视。所谓整体变分就是根据图像的先验模型和数据模型建立能量泛函模型,利用变分原理求得 Euler-Lagrange 方程,在约束条件下确定相应的极值,即为所求图像的最佳状态。

记 Ω 为放大后图像所在的区域,该区域的图像值为 s , 定义函数

$$TV[s(x, y)] = \int_{\Omega} |\nabla s| dx dy$$

满足如下约束条件

$$\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (s - s_0)^2 dx dy = \delta^2$$

式中, $|\Omega|$ 为图像区域 Ω 的面积, s_0 为通过插值放大后的初始图像, δ 为随机噪声。

通过引入拉格朗日乘子 λ , 定义一个新的能量

最小化模型

$$\min E(s) = \int_{\Omega} |\nabla s| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (s - s_0)^2 dx dy \quad (5)$$

式中, $\int_{\Omega} |\nabla s| dx dy$ 称作正则项, 是对能量的估计, 在整个模型中有消除噪声、平滑影像和保留边缘的作用; $\frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (s - s_0)^2 dx dy$ 称作逼近项, 是对能量的校正, 反映了变化中的图像 s 与初始图像 s_0 之间的差别。 λ 为均衡系数, 起到对正则项与逼近项的平衡作用。

式(5)的含义为求解与原图像 s_0 最接近的灰度图像 s , 即计算 $E(s)$ 的最小值。由于 $E(s)$ 关于未知函数及其导数都是二次的, 则式(5)即为计算二次函数的极小值问题。

由变分预备定理^[9]及泛函取极值的必要条件

$$-\left(\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial s}{\partial x} / |\nabla s| \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{\partial s}{\partial y} / |\nabla s| \right) \right) + \lambda(s - s_0) = 0$$

可获得式(5)的拉格朗日方程为

$$-\nabla(\nabla s / |\nabla s|) + \lambda(s - s_0) = 0 \quad (6)$$

式中, $-\nabla(\nabla s / |\nabla s|)$ 主要用以控制模型的扩散性能, 而 $\lambda(s - s_0)$ 则起到保真的作用。其离散化形式为

$$\frac{ds}{dt} = \text{div} \left(\frac{\nabla s}{|\nabla s|} \right) - \lambda(s - s_0) \quad (7)$$

进一步对模型的扩散性能进行分析: 对图像任意一个像素点建立 α - β 局部坐标系, 其中 α 轴为梯度方向, β 轴为对应的垂直方向, 从而有

$$\begin{cases} \alpha = (s_x, s_y) / |\nabla s| = (s_x, s_y) / \sqrt{s_x^2 + s_y^2} \\ \beta = (-s_y, s_x) / |\nabla s| = (-s_y, s_x) / \sqrt{s_x^2 + s_y^2} \end{cases}$$

式中, s_x, s_y 分别为 s 关于 x, y 的偏导数。

以 α 方向为例, 有

$$\begin{aligned} s_{\alpha} &= \frac{s_x^2 + s_y^2}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} = \sqrt{s_x^2 + s_y^2} \\ s_{\alpha\alpha} &= \left(\frac{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}}{x} \right) \frac{s_x}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} + \left(\frac{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}}{y} \right) \frac{s_y}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} = \\ &= \frac{1}{2} \cdot \frac{2s_x s_{xx} + 2s_y s_{xy}}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} \cdot \frac{s_x}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} + \\ &= \frac{1}{2} \cdot \frac{2s_x s_{xy} + 2s_y s_{yy}}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} \cdot \frac{s_y}{\sqrt{s_x^2 + s_y^2}} = \\ &= \frac{s_x^2 s_{xx} + 2s_x s_y s_{xy} + s_y^2 s_{yy}}{s_x^2 + s_y^2} \end{aligned}$$

进一步计算可得

$$\begin{cases} s_{\alpha\alpha} = \frac{s_x^2 s_{xx} + 2s_x s_y s_{xy} + s_y^2 s_{yy}}{s_x^2 + s_y^2} \\ s_{\beta\beta} = \frac{s_x^2 s_{yy} - 2s_x s_y s_{xy} + s_y^2 s_{xx}}{s_x^2 + s_y^2} \end{cases} \quad (8)$$

进而有

$$s_{\alpha\alpha} + s_{\beta\beta} = s_{xx} + s_{yy} \quad (9)$$

令 $g = |\nabla s|^{-1}$, 则由式(7)可得

$$\begin{aligned} \frac{ds}{dt} &= |\nabla s|^{-1} \cdot \Delta s + \nabla s \cdot \nabla (|\nabla s|^{-1}) - \lambda(s - s_0) = \\ &= |\nabla s|^{-1} (s_{xx} + s_{yy}) + \nabla s \cdot \nabla g - \lambda(s - s_0) = \\ &= |\nabla s|^{-1} (s_{xx} + s_{yy}) + (s_x, s_y) \left(\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right) - \lambda(s - s_0) = \\ &= |\nabla s|^{-1} (s_{xx} + s_{yy}) + \left(\frac{\partial g}{\partial x} s_x + \frac{\partial g}{\partial y} s_y \right) - \lambda(s - s_0) \end{aligned}$$

式中

$$\begin{cases} \frac{\partial g}{\partial x} = \frac{\partial g}{\partial s_x} s_{xx} + \frac{\partial g}{\partial s_y} s_{xy} = -\frac{s_{xx} s_x + s_y s_{xy}}{|\nabla s|^3} \\ \frac{\partial g}{\partial y} = \frac{\partial g}{\partial s_y} s_{yy} + \frac{\partial g}{\partial s_x} s_{yx} = -\frac{s_{yy} s_y + s_x s_{yx}}{|\nabla s|^3} \end{cases} \quad (10)$$

进一步, 由式(8)(10)有

$$\begin{aligned} \frac{\partial g}{\partial x} s_x + \frac{\partial g}{\partial y} s_y &= -\frac{s_{xx} s_x^2 + 2s_x s_y s_{xy} + s_{yy} s_y^2}{|\nabla s|^3} = \\ &= -\frac{s_{\alpha\alpha}}{|\nabla s|} \end{aligned} \quad (11)$$

从而由式(7)(9)(11)有

$$\begin{aligned} \frac{ds}{dt} &= |\nabla s|^{-1} (s_{\alpha\alpha} + s_{\beta\beta}) - |\nabla s|^{-1} s_{\alpha\alpha} - \lambda(s - s_0) = \\ &= |\nabla s|^{-1} s_{\beta\beta} - \lambda(s - s_0) \end{aligned} \quad (12)$$

从式(12)可以看出, TV 模型只沿着边缘的切线方向进行扩散, 从而很好地保留了边缘的细节特征。然而这种扩散对于平滑区域则极易产生“假边缘”和“块效应”。

2 基于图像局部特性的混合模型

2.1 模型的提出

1) 基于双线性插值的原始图像放大

设 $s(i, j)$, $(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$ 表示大小为 $m \times n$ 的原图像的灰度值, $s_0(x, y)$ ($1 \leq x \leq k_1(m-1)+1$; $1 \leq y \leq k_2(n-1)+1$) 为其沿水平和竖直方向分别放大 k_1 和 k_2 倍的图像。由放大过程^[10-11]可知有

$$s_0(k_1(i-1)+1, k_2(j-1)+1) = s(i, j)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$, 而 $s_0(x, y)$ 在其他点处(以下称“插值点”)的灰度值可通过双线性插

值方法获得,即

$$\begin{aligned} s_0(k_1(i-1)+1+u, k_2(j-1)+1+v) = \\ (1-u)(1-v)s_0(k_1(i-1)+1, k_2(j-1)+1) + \\ (1-u)v \cdot s(k_1(i-1)+1, k_2j+1) + \\ u(1-v)s(k_1i+1, k_2(j-1)+1) + \\ uv \cdot s(k_1i+1, k_2j+1) \end{aligned}$$

式中, $1 \leq u \leq k_1-1$, $1 \leq v \leq k_2-1$ 。双线性插值的示意图如图1所示。

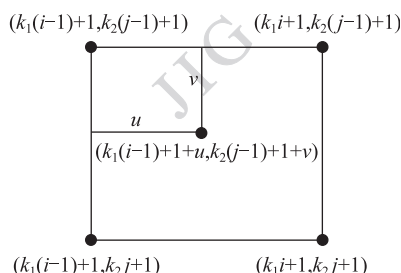


图1 双线性插值示意图

Fig. 1 Bilinear interpolation schematic diagram

2) 基于插值点的混合模型

对于经双线性插值获得的插值点 $s_0(k_1(i-1)+1+u, k_2(j-1)+1+v)$, 其中 $(1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n; 1 \leq u \leq k_1-1, 1 \leq v \leq k_2-1)$, 构造基于像素梯度的自适应处理模型

$$\begin{aligned} \min J_\tau(s) = & \frac{1}{2-\tau} \int_{\Omega} |\nabla s|^{2-\tau} dx dy + \\ & \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s - s_0|^2 dx dy \end{aligned} \quad (13)$$

式中, s_0 为放大图像后相应原图的初始像素值, λ 为拉格朗日乘子, ∇s 为像素的梯度, Ω 为放大后图像区域, τ 为权函数, 定义为

$$\tau(|\nabla s|) = \frac{1}{2} \sin\left(\pi \cdot \left(\frac{|\nabla s|}{255\sqrt{2}} - \frac{1}{2}\right)\right) + \frac{1}{2} \quad (14)$$

其随 $|\nabla s|$ 的变化情况如图2所示。

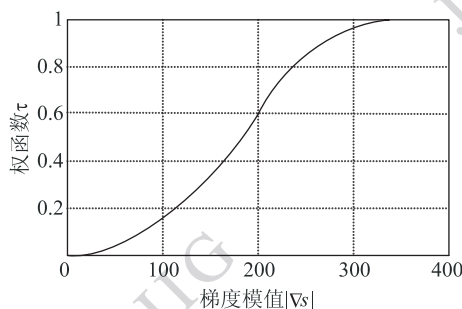


图2 权函数 τ 的变换曲线

Fig. 2 Curve of weight function τ

由式(14)可知 $\tau \in [0, 1]$, 由于图像在边缘区域梯度模值较大, 因此将 $|\nabla s|_1 \in [500\sqrt{2}/3, 255\sqrt{2}]$ 视为边缘和纹理区域, 这时 τ 趋于 1, 此时整体模型趋于 TV 模型, 迭代过程变慢, 从而对边缘信息进行了保护; 由于图像在平坦区域梯度模值较小, 则将 $|\nabla s|_2 \in [0, 255\sqrt{2}/3]$ 视为平坦区域, 这时 τ 趋于 0, 即式(13)扩散的部分变成了 $\frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla s|^2 dx dy$, 由

式(7)可知, 其离散化模型为 $\frac{ds}{dt} = \Delta s$ 则此时式(13)

在平滑区域迭代函数主要趋于同性扩散的热扩散模型, 迭代过程变快, 避免了“块效应”的出现; 对于 $|\nabla s|_3 \in [255\sqrt{2}/3, 500\sqrt{2}/3]$ 时, 认为该区域是平坦和边缘分界较不明显的区域, 此时混合模型趋于热扩散与 TV 模型的折中。

为了说明上述结论, 图3以“pepper”为例, 给出



(a) $|\nabla s|$ 选择 $|\nabla s|_1$ 情况

(b) $|\nabla s|$ 选择 $|\nabla s|_2$ 情况

(c) $|\nabla s|$ 选择 $|\nabla s|_3$ 情况

图3 不同的 $|\nabla s|$ 对放大图像的影响

Fig. 3 The influence of different $|\nabla s|$ to the enlarged image

了 $|\nabla s|$ 对整幅图像分别选择 $|\nabla s|_1$ 、 $|\nabla s|_2$ 和 $|\nabla s|_3$ 时放大 4 倍的实验结果。

从图 3 可以看出,图 3(a) 中 $|\nabla s|$ 采用了 $|\nabla s|_1$, 图像放大后其边缘或纹理区域处理的效果比较光滑,没有明显的锯齿现象,但图像的平坦区域(白色椭圆区域内)出现了“分块”现象,从而验证了 $|\nabla s|_1$ 被视为边缘和纹理区域标识的有效性;图 3(b) 将 $|\nabla s|$ 选为 $|\nabla s|_2$, 此时放大后的图像在平坦区域较为光滑,没有出现斑点和分块等现象,但在图像的边缘处(白色椭圆及方块区域内)则出现了锯齿等现象,从而验证了 $|\nabla s|_2$ 被视为平坦区域标识的有效性;图 3(c) 将 $|\nabla s|$ 选为 $|\nabla s|_3$, 此时放大后图像在边缘或平坦区域区分不明显的区域具有较好的视觉效果,而在边缘和平坦区域的效果则是前两种情况的折中,从而也说明将 $|\nabla s|_3$ 视为边缘和平坦不明显区域标识的有效性。

所提出的模型也正是设计了随着像素梯度值 ∇s 的不同而自适应地选择参数 τ , 使其在接近放大后图像的边缘时通过 TV 模型进行扩散,而在远离边缘而处于平滑区域时则通过热扩散模型进行扩散,保证了放大图像的视觉质量。

进一步,可得式(13)相应的 Euler-Lagrange 方程为

$$-\nabla \cdot (|\nabla s|^{-\tau} \nabla s) + \lambda(s - s_0) = 0 \quad (15)$$

该模型的梯度下降流为

$$\frac{\partial s}{\partial t} = \nabla \cdot (|\nabla s|^{-\tau} \nabla s) - \lambda(s - s_0) \quad (16)$$

3) 模型解的存在性

对于所提出的上述模型,如下定理成立:

定理 模型式(13)在 $W^{1,p}(\Omega)$ 空间是一致有界的,且收敛的极小值为本模型的解。

证明 1) 一致有界性证明

令 Ω 为 $\mathbf{R}^n$ 中的有界开子集, $s \in L^1_{\text{loc}}(\Omega)$ 为局部可积函数,定义整体变分为

$$\begin{aligned} TV(s^\tau + c) &= \int_{\Omega} |D(s^\tau + c)| dx = \\ &\sup \left\{ \int_{\Omega} (s^\tau + c) \nabla \cdot w dx; w = \right. \\ &\quad \left. (w_1, w_2, \dots, w_N) \in C_0^1(\Omega)^N, \right. \\ &\quad \left. |w|_{L^\infty(\Omega)} < 1 \right\} \end{aligned}$$

式中, $\nabla \cdot w = \sum_{i=1}^N \frac{\partial w_i}{\partial x_i}(x)$, dx 为 Lebesgue 测度。

设 $s \in W^{1,1}(\Omega)$, 则有 $\nabla s \in L^1(\Omega)$, 且

$$\int_{\Omega} (s^\tau + c) \nabla \cdot w dx = \int_{\Omega} (\nabla(s^\tau + c)) \cdot w dx$$

则有界变分函数空间 $BV(\Omega)^{[7]}$ 可定义为

$$BV(\Omega) = \{s | s \in L^1(\Omega) \& TV(s^\tau + c) < \infty\}$$

由 BV 空间特性可知,若 $s \in BV(\Omega)$, 则有

$$TV(s^\tau + c) = \int_{-\infty}^{+\infty} H^1(\partial \Omega_\lambda) d\lambda$$

式中,边界 $\partial \Omega_\lambda$ 是使 $s(x) = \lambda$ 的水平集, $\Omega_\lambda = \{s(x) < \lambda, x \in \mathbf{R}^2\}$, $H^1(\partial \Omega_\lambda)$ 为 $\partial \Omega_\lambda$ 的长度,故所获得的图像是一致有界的。

2) 证明收敛的极小值为 $J_\tau(s)$ 的解

由已证得的有界性可知, $\exists K$ 使得

$$J_\tau(s) = \frac{1}{2 - \tau} \int_{\Omega} |\nabla s|^{2-\tau} dx dy +$$

$$\frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s - s_0|^2 dx dy \leq K$$

故可设存在一极小序列 $\{s_n\} \in w^{1,2}$ (其中 $w^{1,2}$ 为 Sobolev 空间), 对于 $\forall n, J_\tau(s)$ 的每一项都均有界, 即有

$$\frac{1}{2 - \tau_n} \int_{\Omega} |s_n|^{2-\tau_n} dx dy \leq K$$

$$\frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s_n - s_0|^2 dx dy \leq K$$

且其在 BV 空间一致有界。由 BV 的紧性^[12], 则其在 $BV - w^* \times BV - w^* \times L^2$ 弱拓扑下(满足式(13))收敛于 s, L^2 为所有平方可积函数组成的空间。耿由 L_2 范数的下半连续性和全变差范数可得

$$\begin{cases} \frac{1}{2 - \tau} \int_{\Omega} |\nabla s|^{2-\tau} dx dy \leq \\ \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{2 - \tau_n} \int_{\Omega} |\nabla s_n|^{2-\tau_n} dx dy \\ \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s - s_0|^2 dx dy \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s_n - s_0|^2 dx dy \end{cases}$$

由 Fatou 引理可得

$$\begin{aligned} \frac{1}{2 - \tau} \int_{\Omega} |\nabla s|^{2-\tau} dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s - s_0|^2 dx dy &\leq \\ \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{2 - \tau_n} \int_{\Omega} |\nabla s_n|^{2-\tau_n} dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |s_n - s_0|^2 dx dy & \end{aligned}$$

即有 $J(s) \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} J(s_n)$, 则此极小值为 $J_\tau(s)$ 的解。证毕。

2.2 模型的离散化

对图像进行步长为 1 的等距离采样, 设目标像素值为 $s(i, j)$, $\Lambda_0 = \{(i, j+1), (i-1, j), (i, j-1), (i+1, j)\}$ 为其 4 个邻域点位置的集合, a, b, c, d 为

其对应的4个“半像素”点(图4), $v_a^{(1)}$ 、 $v_b^{(2)}$ 、 $v_c^{(1)}$ 和 $v_d^{(2)}$ 分别为对应的像素值。

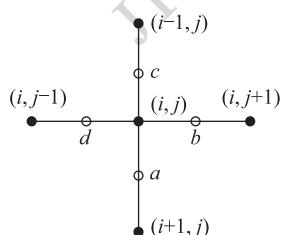


图4 像素点位置示意图

Fig. 4 Schematic diagram of pixel point position

1) $v_a^{(1)}$ 、 $v_b^{(2)}$ 、 $v_c^{(1)}$ 和 $v_d^{(2)}$ 值的计算
引入一足够小的正参数 ε , 定义

$$|\nabla s|_{\varepsilon} = \sqrt{\varepsilon^2 + |\nabla s|^2}$$

则有

$$v_a^{(1)} = \frac{1}{(|\nabla s_a|_{\varepsilon})^{\tau}} [\partial s / \partial x]_a \approx \frac{1}{(|\nabla s_a|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(i+1, j) - s(i, j)]$$

$$|\nabla s_a|_{\varepsilon} \approx (\varepsilon^2 + [s(i+1, j) - s(i, j)]^2 + [(s(i+1, j+1) - s(i+1, j-1))/2]^2)^{1/2}$$

同理有

$$v_c^{(1)} = \frac{1}{(|\nabla s_c|_{\varepsilon})^{\tau}} [\partial s / \partial x]_c \approx \frac{1}{(|\nabla s_c|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(i-1, j) - s(i, j)]$$

$$v_b^{(2)} = \frac{1}{(|\nabla s_b|_{\varepsilon})^{\tau}} [\partial s / \partial x]_b \approx \frac{1}{(|\nabla s_b|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(i, j+1) - s(i, j)]$$

$$v_d^{(2)} = \frac{1}{(|\nabla s_d|_{\varepsilon})^{\tau}} [\partial s / \partial x]_d \approx \frac{1}{(|\nabla s_d|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(i, j-1) - s(i, j)]$$

2) 模型的数值算法

令 $v = (v^{(1)}, v^{(2)}) = \nabla s / (|\nabla s|_{\varepsilon})^{\tau}$, 则由差分表示可得

$$\operatorname{div}(v) = \frac{\partial v^{(1)}}{\partial x} + \frac{\partial v^{(2)}}{\partial y} \approx (v_a^{(1)} - v_c^{(1)}) + (v_b^{(2)} - v_d^{(2)}) =$$

$$\sum_{p \in A_0} \frac{1}{(|\nabla s_p|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(p) - s(i, j)]$$

进一步由式(15)可得

$$- \sum_{p \in A_0} \frac{1}{(|\nabla s_p|_{\varepsilon})^{\tau}} [s(p) - s(i, j)] +$$

$$\lambda(i, j) [s(i, j) - s_0(i, j)] = 0$$

于是有

$$s(i, j) = \frac{\sum_{p \in A_0} \frac{s(p)}{(|\nabla s_p|_{\varepsilon})^{\tau}} + \lambda(i, j) s_0(i, j)}{\lambda(i, j) + \sum_{p \in A_0} \frac{1}{(|\nabla s_p|_{\varepsilon})^{\tau}}} \quad (17)$$

$$\text{进一步令 } w_p = \frac{1}{(|\nabla s_p|_{\varepsilon})^{\tau}}, \quad h_p =$$

$$\frac{w_p}{\lambda(i, j) + \sum_{p \in A_0} w_p}, h_o = \frac{\lambda(i, j)}{\lambda(i, j) + \sum_{p \in A_0} w_p}, \text{ 则式(17)变为}$$

为

$$s(i, j) = \sum_{p \in A_0} h_p s(p) + h_o s_0(i, j) \quad (18)$$

式中, $h_o + \sum_{p \in A_0} h_p = 1$ 。

对式(18)采用 Gauss-Jacobi 进行迭代, 有

$$s^{(n)}(i, j) = \sum_{p \in A_0} h_p^{(n-1)} s^{(n-1)}(p) + h_o^{(n-1)} s_o(i, j) \quad (19)$$

3) 结果的混合

记式(19)最后的计算结果为 Y , 之前相同位置的双线性插值结果为 X , 将二者进行加权混合获得最后的放大结果, 即

$$s = cX + (1 - c)Y \quad (20)$$

式中, $c \in [0, 1]$, 本文实验中选取其为 0.15。

3 实验结果与分析

为了验证本文所提出模型的有效性, 对多幅图像进行了仿真实验(图5)。实验是在操作系统为 windows 7, 处理器为 I3 (2.40 GHz), 内存为 2 G 的硬件环境中采用进行的, 软件环境为 Matlab7.0。

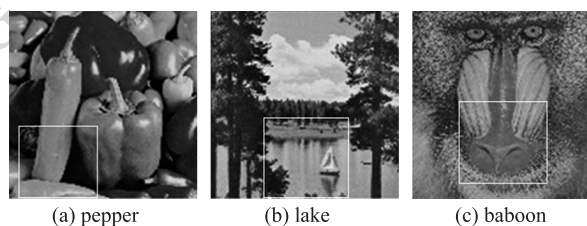


图5 实验原图像

Fig. 5 Test images

图6为对图4中3幅图像的局部区域(白框部分)分别采用双线性插值、TV 修复模型和本文模型进行放大4倍的对比。可以看出, 对于双线性插值

法,pepper 放大图像下面的辣椒边缘有很明显的锯齿现象,且图像出现了明显的斑点;lake 图像中帆船和岸边也有明显的锯齿现象,且湖面出现模糊现象;baboon 图像中鼻孔处有锯齿现象,鼻子上两侧(白色圆标注的区域内)和胡须有断裂现象;对于 TV 模型,pepper 图像的整体出现模糊现象,且上面的辣椒

(白色圆标注区域内)出现了分块效应;lake 图像中整体图像有较重的分块现象,湖面和帆船马赛克较为严重;baboon 图像中鼻孔处(白色圆标注的区域内)有分块现象,胡须的模糊现象较严重;采用本文所提出模型的放大图像没有明显的锯齿现象和分块效应,且图像没有断裂现象,具有较好的保真度。

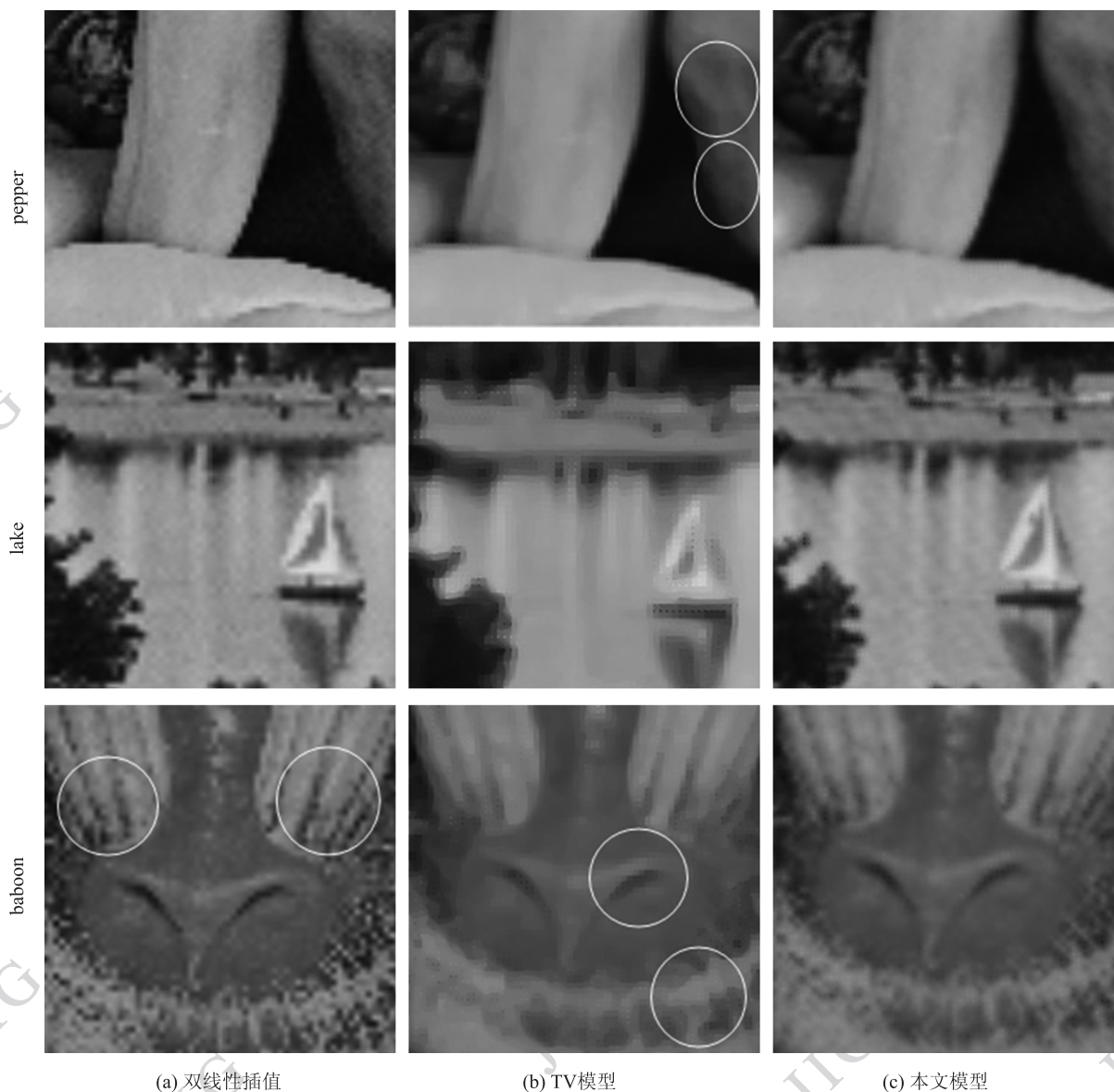


图6 放大4倍效果对比

Fig. 6 The effect contrast after amplifying four times

进一步,以 pepper 图像为例,对图像放大4倍前后的灰度值分布进行了分析。图7为原图像的灰度分布曲线,图8给出了图像经双线性插值、TV模型和本文模型放大后的图像灰度曲线分布比较,可以看出,TV模型在灰度值为80~100、220~250之

间与原图像的灰度值的分布差距较大,即当图像放大一定倍数时,经TV确定的灰度值与原图像的灰度值有很多不同,会出现失真的效果;而双线性的灰度图像在灰度值为100~150与原图像在此区域的灰度值个数较少。而本文模型在整体的灰度值分布

上与原图像比较接近。

此外,还对放大图像的峰值信噪比进行了分析,分别选取大小为 512×512 bit 较为清晰的 pepper、lake 和 baboon 图像。经过下采样将其缩小 3 倍得到较模糊的图像,再通过双线性插值、TV 和本算法

分别对其进行放大 3 倍处理,然后通过计算 3 种不同方法所获得图像与原图像的峰值信噪比 (PSNR) 和均方误差 (MSE) 进行了对比 (表 1),可以看出,与其他两种模型相比本文模型的放大图像具有噪声少和误差小的优势。

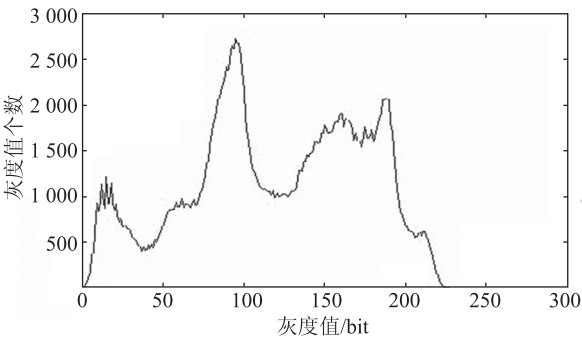


图 7 原 pepper 图像灰度曲线
Fig. 7 Curve of the original pepper gamma

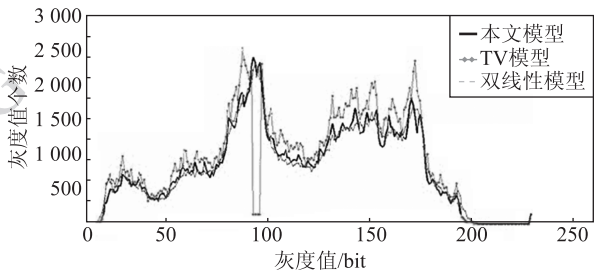


图 8 放大后 3 种方法灰度曲线对比
Fig. 8 Gray curve contrast of three methods after amplification

表 1 不同模型的 PSNR 和 MSE 对比
Table 1 The PSNR and MSE of different models

模型	pepper		lake		baboon	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE
双线性插值	8.396	0.554	7.617	0.567	10.535	0.328
TV	5.670	1.022	7.682	0.558	10.651	0.319
本文模型	8.582	0.493	7.911	0.545	10.721	0.290

4 结 论

针对热扩散模型和 TV 模型分别在图像放大过程中易出现边缘模糊和平滑区域出现假边缘的现象,提出一种基于双线性插值和图像局部特性的自适应的图像放大混合模型,该模型根据图像的梯度信息使得在平滑区域进行热传导的同性扩散,消除经插值放大后所带来的块状效应,而在边缘和纹理区域处则进行了沿梯度垂直方向的扩散,很好地保持了放大图像的视觉效果,尤其对于有纹理和边缘较多的图像。目前模型在实际应用中的迭代次数很难用一个确定的函数来设定,主要是通过实验统计获得,这样对不同的图像还不能自适应地确定使图像达到最佳效果的迭代次数。进一步的研究包括如何根据图像的放大倍数和迭代前后的差异来确定模型的最佳迭代次数,以期进一步提高模型的效率。

参考文献 (References)

[1] Yang Y F, Su Z X, Hu J Y. A new edge-holding algorithm of image interpolation[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(10):1248-1251. [杨云峰, 苏志勋, 胡金燕. 一种保持边缘特征的图像插值方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(10):1248-1251.]

[2] Zhou K T, Zheng L X, Lin F Y. Image enlargement using symmetric b-spline basis on closed periodic zone[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, Shanghai, China: IEEE, 2009:59-62.

[3] Zhong F Q, Li L. Image magnification based on PDE[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2010. [赵凤群, 李乐. 基于偏微分方程的图像放大方法[D]. 西安: 西安理工大学, 2010.]

[4] Morse B S, Schwartzwald D. Image magnification using level-set construction[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai Island of Hawaii, USA: IEEE Computer Society Press, 2001:333-340.

[5] Yun Q Q, Wu Y Y. Partial differential equation method on dig-

- ital image processing[J]. Signal Processing, 2012, 28(3): 301-314. [阮秋琦, 仵冀颖. 数字图像处理中的偏微分方程方法[J]. 信号处理, 2012, 28(3): 301-314.]
- [6] Kim H, Cha Y, Kim S. Curvature interpolation method for image zooming[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1895-1903.
- [7] Wang D K, Hou Y Q, Peng J Y. Image Processing Based on PDE[M]. Beijing: Science Press, 2008. [王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008.]
- [8] Zhu N, Wu J, Wang Z Q. Image zooming based on partial differential equations[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(19): 1941-1945. [朱宁, 吴静, 王忠谦. 图像放大的偏微分方程方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(19): 1941-1945.]
- [9] Xia H H. Study of the image segmentation based on PDE[D]. Nanjing: Southeast University, 2010. [夏海华. 基于偏微分方程的图像分割算法研究及其应用[D]. 南京: 东南大学, 2010.]
- [10] Jie L, Ming R X, Jia N J. An evolutionary approach for gray-level image zooming[C]//Proceedings of IEEE NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems. Yantai, China: IEEE, 2011: 383-389.
- [11] Zang M, Wang J C, Li Z W, et al. An adaptive image zooming method with edge enhancement[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering. Chengdu, China: IEEE, 2010: 608-611.
- [12] Wu B, Wu Y D, Zhang H Y. Techniques Based on Partial Differential Equation for Image Restoration[M]. Beijing: Peking University Press, 2008. [吴斌, 吴亚东, 张红英. 基于变分偏微分方程的图像复原技术[M]. 北京: 北京大学出版社, 2008.]