

基于二阶平滑先验的图像保边平滑快速算法^①

王颖星^{②***} 孟维亮^{**} 张晓鹏^{**}

(* 中科院自动化所精密感知与先进控制中心 北京 100190)

(** 中科院自动化所模式识别国家重点实验室 北京 100190)

摘 要 研究了计算机图形处理与计算视觉处理中的图像保边平滑(保持图像边缘平滑)处理。考虑到基于优化方法的保边平滑算法多使用一阶平滑先验作为能量函数的正则项,但它会使平滑结果产生阶梯状的平滑效果,提出了一种基于二阶平滑先验的保边平滑算法,该算法能够避免一阶平滑先验存在的阶梯状平滑偏差,同时锋利地保持图像中显著的边缘。针对该算法的连续变量与 0-1 变量的混合优化问题,使用了一种快速的求解方法,该方法在使用图形处理器(GPU)并行加速的情况下能够快速获取平滑结果。通过实验验证了该算法在深度图保边平滑处理、JPEG 卡通图像压缩瑕疵恢复以及边缘提取问题中的应用效果。

关键词 二阶平滑先验, 保边平滑, 优化, 图形处理器(GPU)加速, 深度图处理

0 引言

图像的保持边缘平滑(下称保边平滑)处理是计算机图形研究与计算视觉研究中的一个基本问题。它的目的是保持图像中显著的不连续信息,同时平滑图像中的连续部分。图像保边平滑在图像处理中有多种应用,它可以作为其他应用的预处理,也是图像去噪、图像增强以及图像非真实渲染等应用的基础^[1, 2]。目前常用的图像保边平滑方法有基于滤波的局部方法与基于优化的全局方法。基于滤波的方法包括使用双边滤波(bilateral filter, BLF)^[3]、引导滤波(guided filter)^[4]等非线性滤波器的方法。基于滤波的局部方法在保边能力与平滑程度之间相互制约,此外,迭代地使用滤波方法会产生阶梯状效果^[1, 5]。相对于滤波的方法,基于优化的全局方法考虑图像中所有像素,对保边能力与平滑程度的控制更为灵活。目前的基于优化方法在能量函数中多使用一阶平滑先验^[1, 2, 6],具有求解简单,易于保持图像不连续区域的优点。但由于一阶平滑先验假设求解的图像是逐块的平面区域(piecewise constant),也会产生阶梯状的平滑效果,这种偏差会给一些应

用带来不理想的效果。二阶平滑先验假设求解图像为逐块的斜面区域(piecewise planar),能够避免阶梯状的平滑偏差,更适合计算机视觉中的一些应用,比如深度图平滑、双目视觉重建等问题^[7]。但是,使用二阶平滑先验会增强像素之间的相互影响,从而增大保边的难度。本文提出了一种基于二阶平滑先验的保边平滑方法,它的优点是能锋利地保持图像中的显著的不连续区域,同时避免阶梯状的平滑结果。该方法求解高效,能够使用图形处理器(GPU)进行并行加速,在实际应用中具有很强的实用性。在实验部分,本文用生成数据展示了该方法的特性,并给出了该方法在深度图保边平滑、JPEG 卡通图像压缩瑕疵修复以及边缘提取问题中的应用。

1 相关研究

本文使用了基于优化的保边平滑方法。基于优化的方法多使用一阶平滑先验作为能量函数中的平滑约束。Farbman 等^[1]提出了基于加权最小二乘(weighted least squares, WLS)的保边平滑方法。该方法通过在不连续区域分配小的权重减弱平滑作

① 国家自然科学基金(61331018, 61332017, 61271430, 61372184)资助项目。

② 男,1983 年生,博士生;研究方向:计算机视觉,计算机图形学;联系人, E-mail: haoxingw@gmail.com
(收稿日期:2014-01-24)

用,适合图像增强、图像非真实渲染以及高动态范围图像色调调整等应用。Leonid 等^[6]提出基于 L_1 范数的非线性全变分 (total variation, TV) 方法对图像进行保边平滑处理,并展示了其在图像降噪中的应用。Xu 等^[2]使用 L_0 范数作为能量函数中的正则项,该方法能够锋利地保持图像中的显著边缘,并使输出图像中的梯度尽可能稀疏,适合图像的非真实渲染、JPEG 卡通图像压缩瑕疵修复等应用。目前基于优化的保边平滑方法多使用一阶平滑先验(梯度)作为能量函数中的正则项,倾向于产生阶梯状的平滑效果。这种效果适合图像多尺度分解、图像非真实渲染与图像增强等应用,但也会在双目图重建、深度图平滑保边平滑等应用中产生不理想的偏差。本文使用与曲率相关的二阶平滑先验作为正则项,能够避免阶梯状的平滑效果。但是,使用二阶平滑先验增强了像素间的相互联系,加大了保持不连续边缘的难度。我们进行实验发现,直接将 WLS 方法的一阶先验替换为二阶先验会导致输出图像出现过分平滑的问题。本文通过引入离散 0-1 变量切断不连续区域像素之间的联系,从而取得锋利的保边效果。本文的优化问题是离散变量与连续变量混合的优化问题。为了提高求解效率,本文使用了一种快速解法获取原问题的近似解,该方法能通过 GPU 加速提高处理效率,具有简单实用且易于实现的特点。

2 基于二阶平滑先验的保边平滑

2.1 问题模型

图像 I 的像素表示为 I_q 或者 $I(i, j)$, 其中 $q \in Z$, 整数网格 $Z = \{(i, j) | 1 \leq i \leq m; 1 \leq j \leq n\}$ 。我们的目标是求输出图像 S , 使 S 与输入图像 I 相似,并且 S 在连续区域考虑二阶平滑先验,在不连续区域通过离散 0-1 变量保持锋利边缘。我们的能量方程是数据项、二阶平滑先验项以及边缘长度项的平衡。二阶平滑先验项中使用了水平方向与垂直方向的二次差分操作符,定义为 $\Delta_x^{(2)} I(i, j) = I(i, j-1) - 2I(i, j) + I(i, j+1)$ 与 $\Delta_y^{(2)} I(i, j) = I(i-1, j) - 2I(i, j) + I(i+1, j)$ 。我们定义的最小化的能量方程形式为

$$\min_{S, b_x, b_y} \left\{ \sum_q (I_q - S_q)^2 + \alpha((1 - b_{x,q})\Delta_x^{(2)} S_q^2 + (1 - b_{y,q})\Delta_y^{(2)} S_q^2) + \beta(b_{x,q} + b_{y,q}) \right\} \quad (1)$$

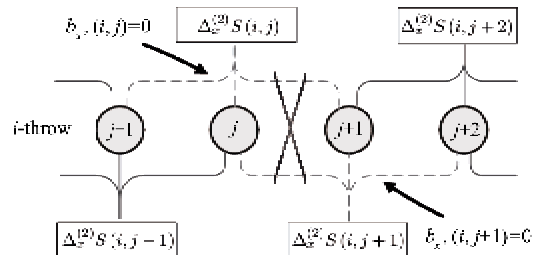
其中,离散 0-1 变量 $b_{x,q}$ ($b_{y,q} \in \{0, 1\}$) 用于标记

不连续区域以阻止平滑, $b_{x,q}$ 、 $b_{y,q}$ 被称为 line process 变量^[8]。line process 变量取 1 表示不连续区域。为了简化表示,可转化能量函数为如下的矩阵形式:

$$\min_{S, b_x, b_y} \left\{ \|I - S\|_2^2 + \alpha(S^T D_x^{(2)T} B_x D_x^{(2)} S + S^T D_y^{(2)T} B_y D_y^{(2)} S) + \beta(\|b_x\|_1 + \|b_y\|_1) \right\} \quad (2)$$

其中, $D_x^{(2)}$ 与 $D_y^{(2)}$ 为矩阵形式的二阶差分操作符。 B_x 与 B_y 为对角矩阵,对角元素分别为 $(1 - b_{x,q})$ 与 $(1 - b_{y,q})$ 。数据项 $\|I - S\|_2^2$ 用于衡量图像 S 与图像 I 的相似性。后一项为二阶平滑先验项,考虑二阶平滑先验。第三项用于约束 line process 变量标记的不连续区域的总长度。 α 与 β 用于控制三个数据项之间的平衡,增大 α 可使输出结果更平滑,增大 β 可减少输出结果中的不连续边缘。

在保边平滑问题中使用二阶平滑先验的难点是它增加像素之间相互影响的范围,从而增大了保持不连续边缘的难度。引入 line process 变量可以解决这一问题。以水平方向为例,从式(1)可以看出,如果 $b_{x,(i,j)}$ 等于 1,则从二阶平滑先验项中消去 $\Delta_x^{(2)} S(i, j)$ 项,从而减弱对应像素 $\{(i, j-1), (i, j), (i, j+1)\}$ 的平滑程度。更进一步,如果我们希望彻底切断像素 (i, j) 与像素 $(i, j+1)$ 之间的直接联系,那就需要同时设置 $b_{x,(i,j)}$ 与 $b_{x,(i,j+1)}$ 等于 1,这样可以在平滑过程中彻底切断像素在该方向的联系,如图 1 所示。



连续两个像素对应的 line process 变量等于 1 时,可以在平滑过程中彻底切断像素在该方向的联系,从而避免平滑

图 1 二阶平滑先验下的 line process 变量

2.2 解法

我们的能量函数是连续变量与离散变量的混合优化问题,传统的全局优化方法,比如模拟退火(simulated annealing)、分级非凸形(graduated non-convexity, GNC)算法,计算量很大。为了提高求解速度,我们使用一种将原问题分为简单子问题迭代优化的方法求得原问题的近似解^[9]。该方法思路是将原问题分解为三个简单的子问题,每个子问题

都能快速求出最优解,并通过迭代优化三个子问题,最终得到原问题的近似解。该方法适合使用 GPU 的并行加速,具有求解快、易于实现的优点。该解法在实际应用中能取得令人满意的求解结果。

在求解过程中,我们引入了中间变量 $h, v \in R^{m \times n}$ 替代二阶平滑先验项中的 $D_x^{(2)}$ 与 $D_y^{(2)}$,从而得到原问题(式(1))的近似问题:

$$\min_{S, b_x, b_y} \{ \|I - S\|_2^2 + \alpha(h^T B_x h + v^T B_y v) + \beta(\|b_x\|_1 + \|b_y\|_1) + \lambda(\|h - D_x^{(2)} S\|_2^2 + \|v - D_y^{(2)} S\|_2^2) \} \quad (3)$$

其中,自动调整变量 λ 用于控制变量 (h, v) 与 $(D_x^{(2)} S, D_y^{(2)} S)$ 的相似程度,当 $\lambda \rightarrow \infty$ 时,近似问题(式(3))逼近原始问题(式(1))。我们在递增 λ 的同时,交替优化关于 $S, (h, v)$ 与 (b_x, b_y) 的三个子问题,算法结束时获取最终解,下面分别介绍三个子问题。

子问题 1: 计算 S 。

固定 (b_x, b_y, h, v) , 最小化关于 S 的二次函数:

$$\min_S \{ \|I - S\|_2^2 + \lambda(\|h - D_x^{(2)} S\|_2^2 + \|v - D_y^{(2)} S\|_2^2) \} \quad (4)$$

等价于求解线性方程组:

$$(\mathcal{L} + \lambda(D_x^T D_x + D_y^T D_y))S = \lambda(D_x^T h + D_y^T v) + I \quad (5)$$

其中, $\mathcal{L}$ 是单位矩阵。由于 $(\mathcal{L} + \lambda(D_x^T D_x + D_y^T D_y))$ 是循环矩阵(circulant matrix),根据傅里叶卷积定理^[10],该问题具有快速解法,解析解为

$$S = F^{-1} \left(\frac{F(I) + \lambda(F(\Delta_x^{(2)})^* F(h) + F(\Delta_y^{(2)})^* F(v))}{F(1) + \lambda(F(\Delta_x^{(2)})^* F(\Delta_x^{(2)}) + F(\Delta_y^{(2)})^* F(\Delta_y^{(2)}))} \right) \quad (6)$$

其中, F 是快速傅里叶变换(FFT)操作符, $F(\cdot)^*$ 表示复共轭, $F(1)$ 表示 δ 函数的傅里叶变换。公式中的加法、乘法与除法都是对应元素(component-wise)操作符。该求解的主要计算是两次 FFT 与一次逆 FFT,可以通过 GPU 进行加速。

子问题 2: 计算 (h, v) 。

固定 S, b_x, b_y , 求解 (h, v) 是最小化二次函数问题:

$$\min_{h, v} \{ \|h - D_x^{(2)} S\|_2^2 + \|v - D_y^{(2)} S\|_2^2 + \frac{\alpha}{\lambda}(h^T B_x h + v^T B_y v) \} \quad (7)$$

求解 h 与 v 等价于分别求解两个线性方程组:

$$(\mathcal{L} + \frac{\alpha}{\lambda} B_x)h = D_x^{(2)} S \text{ 与 } (\mathcal{L} + \frac{\alpha}{\lambda} B_y)v = D_y^{(2)} S \quad (8)$$

由于 $\mathcal{L} + \frac{\alpha}{\lambda} B_x$ 与 $\mathcal{L} + \frac{\alpha}{\lambda} B_y$ 都是对角矩阵,因此可以快速求解,对应的解析解为

$$h_q = \Delta_x^{(2)} S_q / (1 + \frac{\alpha}{\lambda} b_{x,q}) \text{ 与 } v_q = \Delta_y^{(2)} S_q / (1 + \frac{\alpha}{\lambda} b_{y,q}) \quad (9)$$

子问题 3: 计算 (b_x, b_y) 。

问题形式为

$$\min_{b_x, b_y} \{ \alpha(h^T B_x h + v^T B_y v) + \beta(\|b_x\|_1 + \|b_y\|_1) \} \quad (10)$$

固定 (h, v) , 该问题可变形为关于 (b_x, b_y) 的线性形式:

$$\min_{b_x, b_y} \{ \sum_q (\frac{\beta}{\alpha} - h_q^2) b_{x,q} + (\frac{\beta}{\alpha} - v_q^2) b_{y,q} + (h_q^2 + v_q^2) \} \quad (11)$$

由于 $b_{x,q}, b_{y,q} \in \{0, 1\}$, 显然最小化式(11)只需丢掉所有 $(\frac{\beta}{\alpha} - h_q^2)$ 与 $(\frac{\beta}{\alpha} - v_q^2)$ 大于 0 的项,即令其对应的 $b_{x,q}$ 或 $b_{y,q}$ 等于 0。所以问题解为

$$b_{x,q} = \begin{cases} 0, & \frac{\beta}{\alpha} > h_q^2 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \text{ 与 } b_{y,q} = \begin{cases} 0, & \frac{\beta}{\alpha} > v_q^2 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

完整算法流程如算法 1。自动调整变量 λ 从初始的较小的 λ_0 开始,逐渐递增,大于 $\lambda_{\max}$ 时退出程序,每次迭代后乘以大于 1 的乘数 κ 。在本文的实验中,我们令 λ_0 等于 1.5, $\lambda_{\max}$ 等于 10^5 , κ 等于 1.5。使用 Intel Core i5 CPU 2.8GHz 的电脑,对于一张 640×480 的单通道图像,我们的非 GPU 加速的 Matlab 代码用时 4.1s,使用 GPU 加速后处理用时为 0.5s。

算法 1 基于二次平滑先验的保边平滑算法

Input: 图像 I , 平滑权重 α, β , 参数 $\lambda_0, \lambda_{\max}$, 递增比例 κ

Initialization: $S \leftarrow I, \lambda \leftarrow \lambda_0, i \leftarrow 0$

Repeat:

固定 $S^{(i)}$, 求解 $h^{(i)}$ 与 $v^{(i)}$

固定 $h^{(i)}$ 与 $v^{(i)}$, 求解 $b_x^{(i)}$ 与 $b_y^{(i)}$

固定 $b_x^{(i)}$ 与 $b_y^{(i)}$, 求解 $h^{(i+1)}$ 与 $v^{(i+1)}$

固定 $h^{(i+1)}$ 与 $v^{(i+1)}$, 求解 $S^{(i+1)}$

$\lambda \leftarrow \kappa \lambda, i \leftarrow i + 1$

Until: $\lambda \geq \lambda_{\max}$

Output: 输出结果 S , Line process 变量 b_x 与 b_y

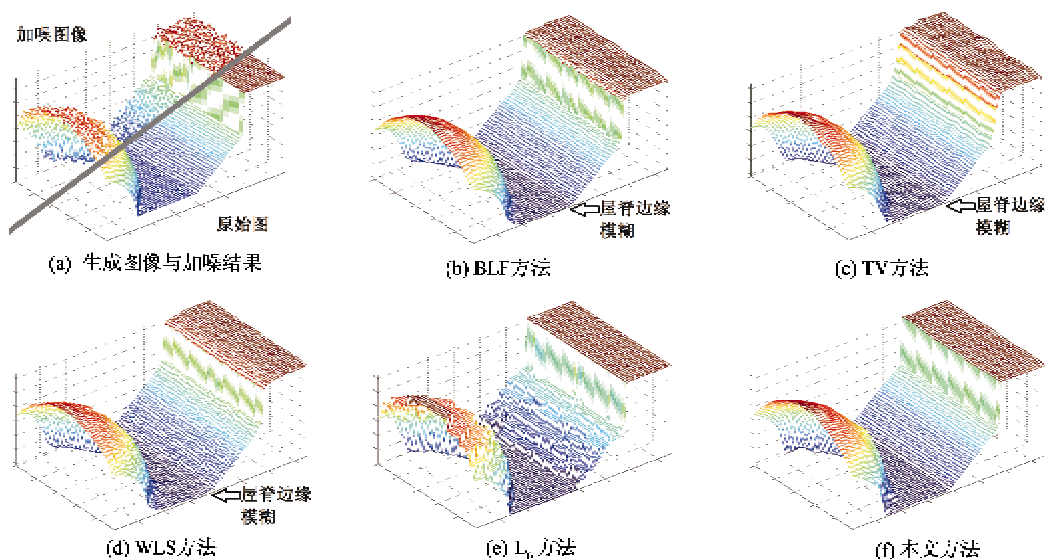
3 实验

实验部分展示了该方法在生成图像、深度图平滑、卡通图像压缩瑕疵修复以及显著边缘提取应用中的处理效果。该方法对彩色图像的3个波段分别处理可得到彩色图像的处理结果。

3.1 生成图像

我们使用生成图像展示该方法的平滑特性,并与双边滤波(BLF),全变分(TV),加权最小二乘(WLS)以及 L_0 方法进行比较,见图2。50×75的生成图像中包含平面区域、斜面区域、二次曲面区域、阶梯状边缘与屋脊状边缘。我们在生成图像中添加了30dB的高斯噪声(图2(a))。如图2(f),由于该

方法使用了二阶平滑先验,平滑的结果在斜面区域没有出现其他方法的阶梯状效果。由于使用了line process变量,该方法能够保持锋利的边缘。值得注意的是二阶平滑先验能够检测屋脊状边缘,所以本文的方法在屋脊状边缘处也有较好的表现。图2(b)~图2(e)显示了BLF、TV、WLS以及 L_0 方法的处理结果。由于BLF、TV与WLS方法都无法彻底切断不连续区域像素之间的联系,都不同程度地在阶梯状边缘处造成模糊效果。此外,基于滤波的方法与基于一阶先验的方法对屋脊状边缘不敏感,都无法保持锋利的屋脊状边缘。使用一阶平滑先验的TV、WLS以及 L_0 方法在斜面区域也不同程度地产生了阶梯状平滑效果。



(a) 生成图像与加噪图像的网格视图,生成图像中包含平面、斜面、阶梯边缘、屋脊边缘、二次曲面;(b)~(f)分别是BLF、TV、WLS、 L_0 以及本文方法的平滑结果。由于本文方法使用二次平滑先验与line process变量,在斜面与屋脊边缘更有优势,在其它区域也表现稳定

图2 生成图像平滑结果

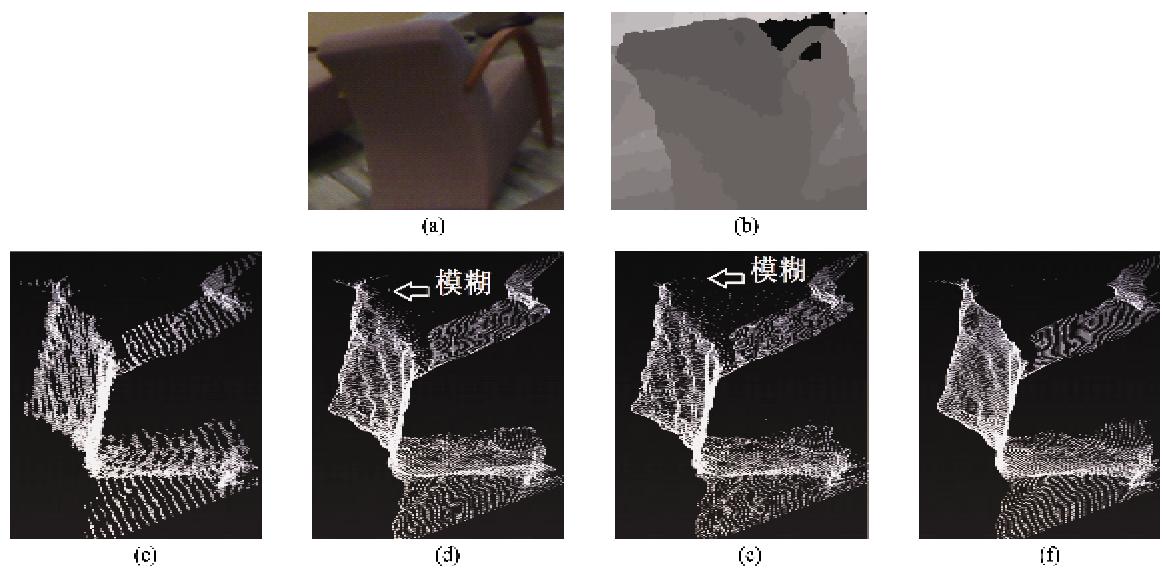
3.2 深度图平滑

随着深度相机的发展,深度图的应用也越来越广泛。由于获取的原始深度图中多包含噪声,深度图保边平滑预处理往往是各种应用不可缺少的起始环节。由于本文方法使用二阶平滑先验避免在平滑区域产生阶梯状平滑效果,使用line process变量保持锋利边缘,适合进行深度图的保边平滑处理。本实验中我们展示了本文方法在Kinect深度数据中的处理能力,同时与BLF方法以及TV方法的处理结果进行了比较。从图3中可以看到,本文方法在平滑区域能够获取无偏的平滑效果,同时能够保持深度图中的锋利边缘。BLF方法与基于 L_1 范数的

TV方法都不同程度地造成了边缘处的模糊。

3.3 JPEG卡通图像压缩瑕疵修复

卡通图像多由显著的边缘以及渐变的颜色区域组成。网络上存在大量被过分压缩的卡通图像,以JPEG压缩的图像为例,这些图像中多存在块状的压缩瑕疵。该方法使用二阶平滑先验很适合图像渐变颜色部分的平滑处理,同时能够锋利地保持卡通图像中的显著边缘。在卡通图像的平滑压缩瑕疵修复应用中,该方法可以通过设置较大的平滑权重 β 以减弱压缩图像中的块状瑕疵,本实验中 β 取值为80。

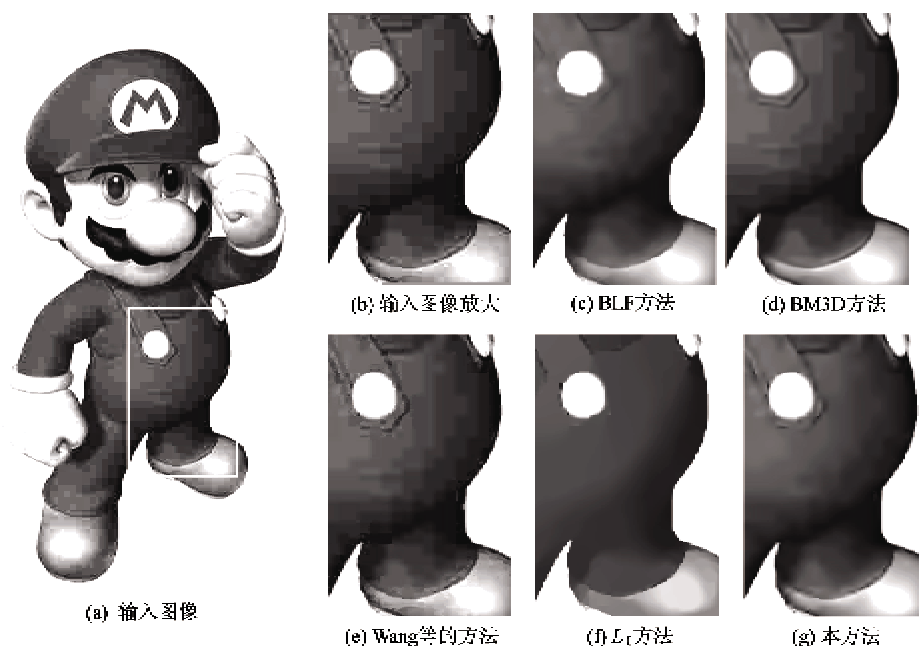


(a)对应的彩色图像;(b)输入深度图;(c)输入深度图(点云显示);(d)BLF 方法结果;(e)TV 方法结果;(f)本方法结果
本文方法能取得较强平滑效果的同时锋利的保持边缘,BLF 方法、TV 方法在边缘处存在不同程度的模糊

图3 深度图平滑结果

在本实验中,我们实验了多个图像降噪方法,包括 BLF 方法、Wang 等^[11]的方法、BM3D 方法^[12]以及 L_0 方法。为了量化比较,我们首先对无噪声的卡通图像进行低质量的 JPEG 压缩,然后对不同方法的处理结果进行峰值信噪比(peak signal-noise ratio, PSNR)与结构相似度(structural similarity, SSIM)统计^[13]。图 4 显示了其中一幅卡通图像的处理结果。BLF 方法由于在保边能力与平滑能力之间的相互制

约,没能保持图像中纽扣区域的边缘(图 4(c))。BM3D 方法虽然在边缘处有较好表现,但其未能消除平滑区域的块状瑕疵,原因是图像压缩产生的块状瑕疵不符合 BM3D 方法的高斯白噪声分布的假设(图 4(d))。基于统计学习的 Wang 等的方法也没能彻底消除图像中的块状瑕疵(图 4(e))。 L_0 方法虽然抑制了块状瑕疵,但它倾向于将图像平滑为阶梯状的颜色平面,平滑区域的结果过于平坦,纽扣



(a)输入图像;(b)输入图像放大;(c)BLF 方法;(d)BM3D 方法;(e)Wang 等的方法;(f) L_0 方法;(g)本文方法
本文方法能在保持显著边缘的同时抑制压缩产生的块状瑕疵;BLF 与 L_0 方法在边缘处过分平滑;BM3D 与 Wang 等的方法没能充分抑制块状瑕疵

图4 JPEG 低质量卡通图像修复

附近的非显著边缘也受到平滑(图 4(f))。本文的方法在平滑区域抑制块状瑕疵的同时保持颜色的渐变效果,在边缘区域保持了纽扣区域的细微边缘(图 4(g))。表 1 的统计数值显示了本文的方法取得了较理想的压缩图像还原效果。

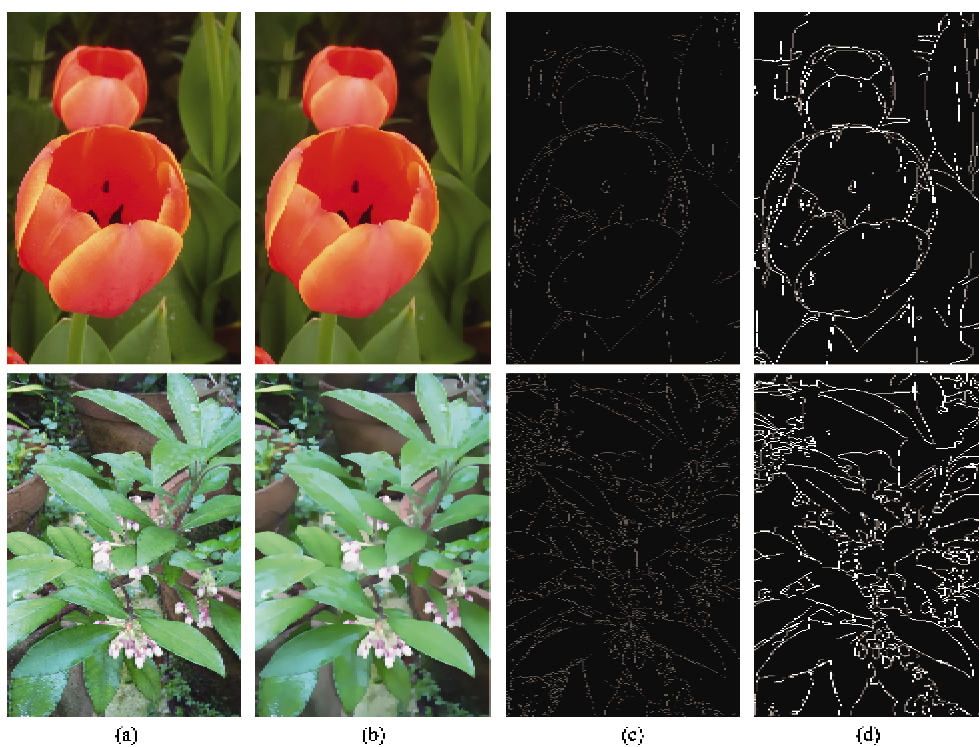
表 1 图 4 的 PSNR 与 SSIM 系数

方法	BLF	BM3D	Wang 等的	L_0	本文
PSNR	0.9502	0.9539	0.9427	0.9355	0.9537
SSIM	37.6	38.1	36.8	35.7	38.3

3.4 显著边缘提取

图像边缘是图像的重要信息,边缘提取方法也

是图像处理的基本问题之一。本文方法在优化的框架下考虑了图像平滑与边缘保持,能平滑图像中的非显著的细节,同时增强图像中的主要边缘的显著性。因此在本文方法平滑处理的基础上进行边缘提取,能得到更加符合人眼观察习惯的边缘提取结果,即在边缘提取的结果中增强显著边缘的完整性与连续性,同时减少非显著的琐碎边缘。图 5 显示了在本文方法的保边平滑处理结果的基础上的边缘提取结果,并且与直接在原图像得到的边缘提取结果进行了对比。结果显示,在本文方法基础上的边缘提取结果得到了更加完整与连续的显著边缘,同时抑制了非显著的琐碎边缘。本文方法使用 Canny 算子^[14]作为边缘提取算法。



(a)输入图像;(b)本文方法平滑结果;(c)Canny 算子结果;(d)使用本文方法中间变量提取的边缘结果;本文方法的中间变量反映了边缘的显著性

图 5 显著边缘提取

4 结论

本文提出了一种快速实用的图像保边平滑处理方法。该方法使用二阶平滑先验以避免平滑中出现的阶梯状平滑效果,并且通过引入 line process 变量克服二阶平滑先验导致的过分平滑问题。该方法适合视觉研究中的深度图处理和保持曲率平滑等应用。该方法能使用 GPU 加速提高平滑处理速度,从

而能提高方法的实用性。该方法也存在局限性,即二阶平滑先验对图像中的大幅度的波动较为敏感,因此对于被噪声严重污染的数据,对噪声的平滑作用会减弱。对于噪声幅度较大的图像的一种解决思路是考虑更大范围像素之间变化关系,但这会给问题的求解以及保持边缘带来更大难度。我们将会在后序研究中加入更多区分噪声与真实信号的权重信息来取得更为稳定先进的平滑结果。

参考文献

- [1] Farbman Z, Fattal R, Lischinski D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-10
- [2] Xu L, Lu C W, Xu Y, et al. Image smoothing via L0 gradient minimization. In: *Proceedings of the 2011 SIGGRAPH Asia Conference*, Hong Kong, China, 2011. 1-12
- [3] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*, Bombay, India, 1998. 839-846
- [4] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409
- [5] Buades A, Coll B, Morel J M. The staircasing effect in neighborhood filters and its solution. *Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1499-1505
- [6] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1-4): 259-268
- [7] Woodford O J, Torr P H S, Reid I D, et al. Global stereo reconstruction under second order smoothness priors. In: *Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, USA, 2008. 1-8
- [8] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, PAMI-6(6): 721-741
- [9] Wang Y L, Yang J F, Yin W T, et al. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction. *SIAM Journal of Imaging Science*, 2008, 1(3): 248-272
- [10] Vogel C R. *Computational Methods for Inverse Problems*. Philadelphia/USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002
- [11] Wang G, Wong T T, Heng P A. Deringing cartoons by image analogies. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(4): 1360-1379
- [12] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095
- [13] Zhou W, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612
- [14] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698

A fast algorithm for images' edge-preserving smoothing using second order smoothness prior

Wang Haoxing^{* **}, Meng Weilang^{**}, Zhang Xiaopeng^{**}

(^{*} Research Center of Precision Sensing and Control, Institute of Automation, CAS, Beijing 100190)

(^{**} The National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, CAS, Beijing 100190)

Abstract

The edge-preserving smoothing for images in computer graphics and image processing was studied. Considering that the previous edge-preserving smoothing methods, which mostly employ the first order smoothness prior as the regularization term of an energy function, tend to introduce the staircase effect into the results under the optimization framework, a fast edge-preserving smoothing algorithm using the second order smoothness prior was put forward. The algorithm can avoid this staircase effect, besides, it uses the binary line process variables to overcome the over-smoothing problem caused by the high order smoothness prior. As the binary variables make the original problem difficult to solve, a practical optimization strategy was designed to obtain an approximate solution. The proposed algorithm can be further accelerated on a graphic processing unit (GPU) and can achieve the near real time performance. The effectiveness of the algorithm was demonstrated in the applications such as depth map smoothing, cartoon image denoising and edge extraction.

Key words: second order smoothness prior, edge-preserving smoothing, optimization, graphic processing unit (GPU) acceleration, depth map smoothing.