

基于 MRF 的各向异性图像修复模型

陈仁喜¹ 李鑫慧² 李盛阳³

(1 河海大学测绘科学与工程系,南京市西康路 1 号,210098)
(2 南京信息工程大学遥感学院,南京市浦口区盘城新街 114 号,210044)
(3 中国科学院光电研究院,北京市海淀区中关村东路 95 号,100190)

摘 要:针对图像上划痕等小区域的恢复问题,提出了一种顾及边缘的各向异性马尔可夫随机场修复模型,并采用模拟退火算法实现解算。对不同类型的图像进行了修复实验,获得了较好的修复效果。

关键词:马尔可夫随机场;图像修复;模拟退火;各向异性

中图法分类号:P237.3

数字图像修复(image inpainting)技术是目前图像工程领域一个新的研究热点,其目的是检测图像上的受损部分或被遮挡区域,并根据周围的有效信息进行自动恢复,达到满意的目视效果。图像修复技术在视频文字去除、图像目标隐藏、图像压缩、印刷出版、照片润饰、文物恢复等多个方面具有很大的应用前景。

Inpainting 主要是针对图像上的划痕等小区域缺失信息进行恢复,目前主要采用的是基于偏微分方程(partial differential equation, PDE)的方法。Bertalmio 等利用物理学中的各向异性扩散方程,将待修复区域外围的信息沿着等照度线方向向内传播,达到恢复丢失信息的目的^[1,2]; Chan 和 Shen 提出了整体变分模型(total variation, TV),采用欧拉-拉格朗日方程和各向异性扩散来保持等照度线的方向^[3];针对 TV 模型存在的不足,Chan 和 Shen 又提出基于曲率驱动的 CDD(curvature-driven diffusion)模型,使之能够处理更大的区域^[4]。在国内,许威威^[6]、王树根^[7]、邵肖伟^[8]、张红英^[9]等人也对基于 PDE 的图像修复方法进行了相关研究。

本文采用另一种数学工具——马尔可夫随机场(Markov random fields, MRF),对图像修复进行研究,并顾及图像的边缘和纹理方向,提出了一种各向异性的 MRF 修复模型,获得了较好的实验效果。MRF 方法建立在 MRF 图像模型和

Bayes 估计的基础上,结合实际观测图像,根据统计决策和估计理论中的最优准则确定目标函数,求解满足这些条件或代价函数的最大可能分布,从而将图像处理问题转化为最优化问题。Hammersley-Clifford 定理给出了 Gibbs 分布与 MRF 的等价关系^[10],使得分布与能量函数建立了有效的联系,利用这种联系可以处理用 MRF 描述的图像问题。这样,MRF 的关键就是如何建立能量函数。

1 各向异性 MRF 修复方法

1.1 基本流程

本文提出的修复方法充分顾及图像的区域特征和像素的空间各向异性分布特征,采用 MRF 工具建模,利用模拟退火算法实现图像修复,总体流程如图 1。

1.2 局部方差图的计算内插

方差能够体现数据总体的差异程度和波动大小。为了体现图像不同区域像素值的差异特点,常采用局部方差。具体计算如下:在每个像素点 s 上,采用 $W \times W$ 大小的邻域窗口(一般在 8 个像素左右,本文 W 取值为 9),对落入窗口内的像素值进行方差统计,得到该点的局部方差值。在全图中对全部像素位置从上到下、从左到右计算一遍,可得到全图的局部方差图。然而对于图像修

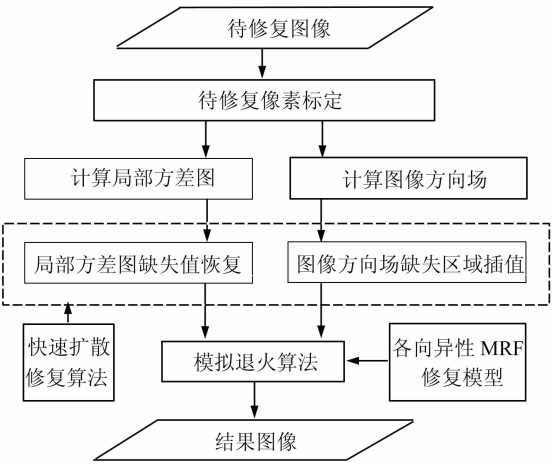


图 1 图像修复流程
Fig.1 Inpainting Flow

复问题来说,由于缺失区域没有像素值,无法直接计算得到局部方差。因而,本文先只对有效像素区域进行统计计算,然后对缺失区域的方差值通过内插方法来弥补。由于生成的方差图是一个比较光滑的图像,可以直接采用 Oliveira^[5] 提供的一种快速修复方法来恢复无数据的区域。采用如图 2 所示一个 3×3 大小的模板,对缺失区域进行循环卷积运算,直到缺失区域数值变化小于设定的阈值为止。其结果是缺失区域周围的有效数据逐渐传播到缺失区域内部,从而完成缺失数据的插补。

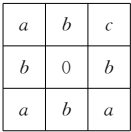


图 2 扩散卷积核(a=5/48, b=7/48)
Fig.2 Diffusion Kernels(a=5/48, b=7/48)

1.3 方向场计算内插

图像方向场就是图像局部边缘方向构成的向量场,能够体现图像在每个像素位置处的边缘和纹理的方向。在方向场中,每个像素位置处采用一个方向角度值来表示,其取值范围为 0~180°。Rao^[11]提出了一种基于梯度的图像方向场的估算方法。本文采纳其基本思想,采用如下计算方法。

- 1) 先将图像进行 3×3 均值平滑,降低噪声的影响;
- 2) 根据式(1)计算每个像素位置处的梯度向量 $[G_x, G_y]$;
$$\begin{bmatrix} G_x(x,y) \\ G_y(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (I_{(x+1,y)} - I_{(x-1,y)})/2 \\ (I_{(x,y+1)} - I_{(x,y-1)})/2 \end{bmatrix} \quad (1)$$
- 3) 再根据式(2)计算相应的平方梯度向量

$[G_{sx}, G_{sy}]$:

$$\begin{bmatrix} G_{sx}(x,y) \\ G_{sy}(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x(x,y)^2 - G_y(x,y)^2 \\ 2G_x(x,y) * G_y(x,y) \end{bmatrix} \quad (2)$$

4) 对平方梯度向量场进行 7×7 邻域窗口平滑;

5) 采用式(3)计算方向场角度值:

$$\theta = \begin{cases} \frac{1}{2} \arctan(\frac{G_{sy}}{G_{sx}}) + \frac{\pi}{2}, G_{sx} > 0 \\ \frac{1}{2} \arctan(\frac{G_{sy}}{G_{sx}}) + \pi, G_{sx} < 0, G_{sy} \geq 0 \\ \frac{1}{2} \arctan(\frac{G_{sy}}{G_{sx}}), G_{sx} < 0, G_{sy} < 0 \end{cases} \quad (3)$$

同计算局部方差图一样,对于缺失区域,暂不进行方向矢量的计算,最后采用插值方法对缺失区域的方向值进行估算,完成整个方向场的恢复重建。

1.4 MRF 图像修复模型

图 3(a)是图像修复模型示意图,其中标号为 1~20 的圆圈表示图像像素点;图中灰色的 Φ 区域表示图像中的有效区域,则图中黑色像素 1,2,3,6,7,8,11 表示有效像素;白色的 Ω 区域表示待修复区域(即像素缺失区域),而位于 Ω 区域的像素点则是损坏或缺失的像素。考查 Ω 区域的缺失像素,又可以将其分成两类像素:① 若一个像素位于 Ω 区域且该像素的 4 邻域中存在已知像素,则称之为边界像素,如图中灰色像素 4,9,13,12,16,并将这些像素的集合记为 B_Ω ;② 其他则为非边界像素,如图 3(a)中白色像素 5,10,14,15,17,18,19,20。

数字图像修复就是模拟人工修复图画的过程,将周围已知信息传播到缺失区域内部。修复结果需满足以下 3 个条件:① 修复后的边界像素与其邻接的已知像素能够平滑过渡,保证修复区域与外围已知区域的平滑衔接;② 修复后, Ω 中的邻接像素具有相近的灰度值,保证修复区域的光滑性,保持边缘和纹理的方向。

对于待修复像素,考察其 8 邻域像素点,定义如下的总能量函数:

$$E(x) = \alpha \sum_{s \in B_\Omega} V_1(x_s) + \frac{\beta}{2} \sum_{s \in (\Omega - B_\Omega)} V_2(x_s) \quad (4)$$

其中,

$$V_1(x_s) = (x_s - z_s)^2 \quad (5)$$

$$V_2(x_s) = \sum_{i=1}^8 (|x_s - x_i| - \Delta s_i)^2 \quad (6)$$

$$\Delta s_i = \lambda * \sigma_s * \sin(\theta_i)^k \quad (7)$$

式中, $x_s \in (0, 1, 2, \dots, 255)$ 为像素 s 处的灰度值;

z_s 为边界像素 s 的 4 邻域中已知像素的平均灰度值,如图 3 中 12 号像素的 4 邻域是 7,11,13,17,其中有两个已知像素 7 和 11,所以有 $z_{12} = (x_7 + x_{11})/2$ 。

根据 MRF 与 Gibbs 分布的等价性原理,随机场 X 取得配置 x 的联合概率 $P = \exp(-E(x)/T)/Z$,这里的 $E(\cdot)$ 就是能量函数, T 是温度, Z 是划分函数(partition function)。要使得概率 P 最大化,也就等价于使得其能量 $E(x)$ 最小化。图像修复模型最终就是如何获得缺失区域像素的一个最佳配置 \hat{x} ,使得 $E(\hat{x})$ 达到全局最小化。

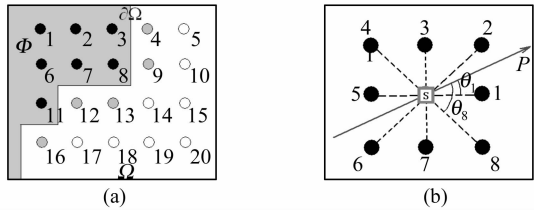


图 3 MRF 修复模型
Fig. 3 MRF Inpainting Model

1.5 模拟退火算法

根据前述模型,图像修复转化成式(4)全局最小化问题,就是如何对所有待修复的像素进行不同的取值组合,使得能量函数 $E(x)$ 达到最小值。对于全局优化组合问题,常采用智能优化算法来获得最佳近似结果,如遗传算法、模拟退火算法、蚁群算法等。本文采用 MRF 中常用的模拟退火(simulated annealing, SA)算法。

根据 Metropolis 准则,粒子在温度 T 时趋于平衡的概率为 $e^{-\Delta E/(kT)}$,其中 E 为温度 T 时的内能, ΔE 为内能改变量, k 为 Boltzmann 常数。采用 SA 解组合优化问题时,先产生一个初始解,并将初始温度设置足够高,然后不断重复“产生新解→计算目标函数差→接受或舍弃”过程,并逐步衰减温度,算法终止时的解即为所得近似最优解。所以由 SA 获得的解不是理论上的全局最优解,而是能够接受的近似最优解。

根据前述修复模型和 SA 基本算法原理,本文采用 Metropolis 采样,得到如下算法过程:

- 1) 将待修复像素初始化为 0~255 间的随机数;
- 2) 对所有待修复像素给定一个初始能量值 $E_{old} = \inf(\text{正无穷大})$,并初始化温度 $T = T_0$ 。
- 3) 对所有待修复像素,执行如下操作:
 - ① 生成 0~255 间的随机数 L ;
 - ② 若该点是边界像素,则将 L 代入式(5)计

算该点的新能量值 E_{new} ,否则代入式(6)计算 E_{new} ;

- ③ 计算能量差 $\Delta E = E_{new} - E_{old}$;
 - ④ 计算概率 $P = \min(1, \exp(-\Delta E/T))$;
 - ⑤ 在 0~1.0 之间产生一个随机数 r ,若 $r < P$,则将该点像素值替换为 L ,并将该点能量值替换成 E_{new} 。
- 4) 温度降为 $T = T * c$,重复步骤 3)~步骤 4),直到 $T < \epsilon$ 。

其中,初时温度 T_0 一般需要足够高,视具体问题而定; ϵ 是终止温度,取值为很小的正数(如 0.001); c 是降温因子参数。SA 算法需要注意的是降温不能过快,因此 c 取值一般在 0.90~0.99 之间。

2 实验与分析

根据前述模型,采用 IDL 语言实现本文的算法,在此简称为 A-MRF 方法。同时为了横向比较,本文也实现了 Bertalmio 的方法^[1],该方法是经典的基于 PDE 的方法。本实验中所有相关的参数设置为:初始温度 $T_0 = 255 \times 255$,温度衰减因子 $c = 0.99$,终止温度 $\epsilon = 0.001$, $\alpha = 4.0$, $\beta = 0.2$, $\lambda = 0.2$ 。图像修复效果评价主要采用人工目视,若人眼觉察不到修复痕迹,就是一个满意的结果。

图 4 是对一幅自然照片的模拟实验。先在照片上添加人工划痕模拟图像损坏,如图 4(a),损坏像素共计 4 082 个,实验的任务就是对划痕进行修复弥补。对于 24 位彩色图像,分解成 R、G、B 3 个分量分别修复再组合。在 RGB 每个分量上,算法迭代 1 790 次,耗时约 90 s。图 4(b)是实验过程中计算并采用 Oliveira^[5]方法恢复得到的局部方差图。局部方差图反映图像局部区域像素值的波动大小,在图像边缘区域,方差较大,在平坦区域,方差则小。图 4(c)是对 4(a)中白色方框局部的放大,图 4(d)是对该局部区域的方向场计算的结果,划痕区域的方向矢量已经由周围区域的方向矢量插值得到,插值结果能反映图像的纹理方向。图 4(e)、4(f)分别是采用本文方法和 Bertalmio 方法恢复的局部放大,从两者的目视效果来看,A-MRF 方法对岩石的纹理恢复较好,而 Bertalmio 方法存在一定程度的模糊,不能恢复断裂的边缘。图 4(g)、4(h)给出了两种方法恢复的全图结果,从全图效果来看,A-MRF 结果比较理想,看不出修复的痕迹。

图 5 是对 Mandrill 图像的实验,本文截取了

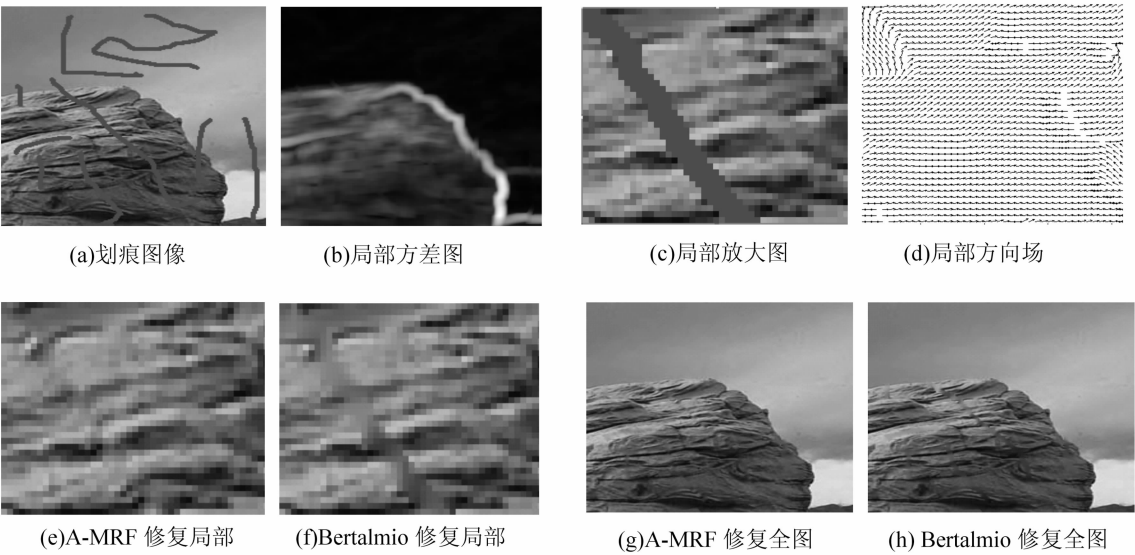


图 4 修复实验
Fig. 4 Inpainting Experiment

Mandrill 面部具有较多的边缘和纹理的区域。从图中结果可以看出,A-MRF 总体恢复效果优于 Bertalmio 方法。但通过进一步放大仔细观察,对于毛发这种随机性较强的纹理区域,本文方法也存在一定程度的模糊。

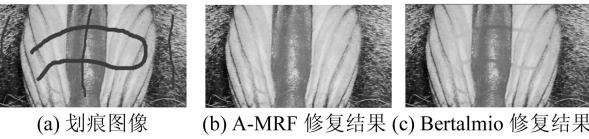


图 5 Mandrill 划痕修复
Fig. 5 Inpainting Gaps on Mandrill Image

图 6 是对图像上文字去除的实验模拟。该图像来源于文献[1]。图 6(b)是本文的实验结果,图 6(c)是原文献采用 PDE 方法恢复的结果。对于这种比较细碎的区域修复,两者的效果相当,都看不出修复的痕迹。



图 6 文字去除
Fig. 6 Removing Texts on Image

本文还对其他图像进行大量修复实验,都得到了很好的效果,不再一一列举。

本文采用模拟退火算法实现解算,需要进行上千次的迭代运算,因而速度较慢。如何提高算法的速度是下一步值得研究的问题。此外,该方

法适合于小面积缺失的图像修复,对于大面积缺失的修复效果不佳,需要进一步研究新的方法。

参 考 文 献

[1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image Inpainting[C]. International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New Orleans, Louisiana, USA, 2000

[2] Ballester C, Bertalmio M, Caselles V, et al. Filling-in by Joint Interpolation of Vector Fields and Gray Levels[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(8): 1 200-1 211

[3] Chan T F, Shen J. Mathematical Models of Local Non-texture Inpaintings[C]. SIAM Journal of Applied Mathematics, 2001, 62(3): 1 019-1 043

[4] Chan T F, Shen J. Non-texture Inpainting by Curvature Driven Diffusions (CDD)[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12 (4) : 436-449

[5] Oliveira M M, Bowen B, McKenna R, et al. Fast Digital Image Inpainting[A]. The Visualization, Imaging, and Image Processing IASTED Conference, Marbella, Spain, 2001

[6] 许威威,潘志庚,张明敏. 一种基于整体变分的图像修补算法[J]. 中国图像图形学报, 2002, 7A(4): 351-355

[7] 王树根. 正射影像上阴影和遮蔽的成像机理与信息处理方法[D]. 武汉: 武汉大学, 2003

[8] 邵肖伟,刘政凯,宋璧. 一种基于 TV 模型的自适应图像修复方法[J]. 电路与系统学报, 2004, 9(2): 113-117

[9] 张红英, 彭启琮. 数字图像修复技术综述[J]. 中国图像图形学报, 2007, 12(1): 1-10

[10] Besag J. Spatial Interaction and the Statistical Analysis of Lattice Systems[J]. Journal of the Royal Statistical Society(Series B), 1974, 36(2):192-236

[11] Rao A R, Jain R C. Computerized Flow Field Analysis:Oriented Texturefields[J]. IEEE Transaction s on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1992, 14 (7): 693-709

第一作者简介:陈仁喜,博士。主要研究方向为 GIS、遥感图像处理。
E-mail:suncrx@163.com

Anisotropic Image Inpainting Model Based on MRF

CHEN Renxi¹ LI Xinhui² LI Shengyang³

(1 College of Earth Science and Engineering, Hohai University, 1 Xikang Road, Nanjing 210098, China)

(2 School of Remote Sensing, Nanjing University of Information Science & Technology, 114 New Pancheng Street, Pukou District, Nanjing 210044, China)

(3 Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, 95 East Zhongguancun Road, Beijing 100190, China)

Abstract: The goal of image inpainting is to restore the damaged or missing pixels on images and now it is a hot-point research topic in image engineering. In order to restore narrow gaps on damaged images, we propose a type of anisotropic inpainting model based on Markov Random Fields. The inpainting model can preserve the edged and orientational texture and we implement our method using Simulated Annealing algorithm. Experiments show that the proposed method can obtain good results and is practical in applications.

Key words: Markov random fields; image inpainting; simulated annealing; anisotropic

About the first author: CHEN Renxi, Ph.D, majors in GIS and remotely sensed image processing.
E-mail: suncrx@163.com

“时空数据挖掘关键技术与应用”获得国家科技进步二等奖

在 2010 年度国家科技进步奖评审中,武汉大学资源与环境学院刘耀林教授等完成的“时空数据挖掘关键技术与应用”通过了国家科技进步二等奖评审。此项目系统研究了多类型、多尺度地理时空数据清理、整合、挖掘技术及其在空间决策支持应用工程中的实现,可广泛运用于测绘、国土、矿山安全、环境等部门。项目完成的主要技术内容:① 全面发展了时空数据挖掘理论,提出了面向数据挖掘的空间知识分类体系,创建了“地理空间数据场”,建立了基于地理空间数据场的数据同化新模型,拓展了时空数据同化理论。② 建立了面向知识提取的时空数据整合技术方法,提出并实现了时空数据整合的空间变换、尺度变换、时态变换、语义转换、关系变换和分类同化等方法,解决了时空数据时空断裂、尺度不一等数据整合技术难题,在时空数据整合技术上有重大突破。③ 提出了新的面向知识类型的时空数据挖掘技术,实现了分类知识、结构知识、空间演变知识和空间分区知识挖掘技术,建立了新型高维特征空间非线性规则挖掘模型并开发了相应算法。④ 针对全国地形数据库、全国国土资源库等国家大型空间数据库,开展了国家重大工程应用中所需的地形结构特征分析、土地质量分析、土地利用规划布局、水环境分析和矿山应急等空间数据挖掘,创新了资源环境分析、评价与规划技术方法。⑤ 自主研发了我国第一个资源环境时空数据挖掘平台,实现了面向资源环境数据库应用的时空数据挖掘技术集成,填补了国内空白。(张传喜)