

一种改进的各向异性扩散去噪模型

赵海勇 贾仰理

(聊城大学计算机学院 聊城 252000)

摘要 为了既能有效地去除噪声,又能够较好地保持图像的边缘以及重要的细节信息,在 Perona 和 Malik 提出的各向异性扩散模型(P-M 模型)的基础上,通过对扩散方程中扩散函数的改进,提出了一种具备自适应性的去噪扩散模型,该模型对图像去噪处理更加高效。改进的扩散函数在梯度较小时为一个常数,大于某个阈值后变为单调递减函数,直至某个梯度时递减为零。以上扩散函数特性使各向异性扩散模型能够达到在同质区加速平滑、在边缘区停止平滑的目的。实验结果表明,改进的扩散模型是一种更为理想的保边缘平滑模型。

关键词 图像处理,图像平滑,各向异性扩散模型,扩散函数

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Improved Anisotropic Diffusion Denosing Model

ZHAO Hai-yong JIA Yang-li

(School of Computer Science and Technology, Liaocheng University, Liaocheng 252000, China)

Abstract In order to remove noise effectively and preserve key details, a more effective and adaptive diffusion denosing model was proposed. A new diffusion function was built based on the P-M model. The new diffusion function would be a constant when the gradient is low. After the gradient exceeds a certain threshold, the new diffusion function becomes a monotone descending function which reduces to zero at a certain gradient. The characteristic of the diffusion function makes the improved model smoothing faster in homogeneous area and stop in edge. The experiment results show that the performance of the improved model is better than the traditional methods.

Keywords Image processing, Image smoothing, Anisotropic diffusion model, Diffusion function

1 引言

图像在采集、传输和存储过程中往往会受到噪声的干扰,因此,图像去噪一直是数字图像处理领域中重要的研究课题之一^[1,2]。传统的各向同性扩散模型(均值滤波、高斯滤波、中值滤波等)对噪声和边缘进行相同程度的平滑,所以各向同性扩散模型在抑制噪声的同时也平滑掉了边缘信息。针对这一问题,Perona 和 Malik 提出了各向异性扩散模型(P-M 模型)^[3]。P-M 模型利用梯度算子区分由噪声引起的图像梯度变化和由边缘引起的图像梯度变化,然后利用邻域加权平均去除由噪声引起的小梯度变化,同时保留由边缘引起的大梯度变化,这一过程迭代运行,直至将图像中的噪声去除。然而,随着对该模型研究的深入,大量研究结果表明 P-M 模型仍然存在一定缺陷。例如 P-M 模型有时无法正确区分边缘和噪声,因而对小尺度空间的噪声处理效果不是很好。此外,扩散系数函数的正确性需要严格的数学理论来验证。因此,目前许多学者对该模型进行了研究改进^[4-6],其中具有代表性的是文献[6]提出的基于核方法的各向异性扩散模型,该算法在高维空间实现了边缘和噪声的线性可分性,但是该算法没有解决 P-M 模型中的扩散函数不能达到 1 或零的缺点。针对 P-M 模型中扩散函数存在的缺点,本文在分析各向异性

扩散方程中扩散系数行为的基础上,提出了一种新的扩散函数,该扩散函数在梯度值小于某一阈值时,其函数值等于 1,梯度值大于某一阈值时,函数值等于零。实验结果证明,改进后的扩散函数既能保证在平滑区内有较快的平滑迭代速度,又能保证图像的边缘不会随迭代过程而逐渐被平滑掉,实现了更有效的保边缘平滑。

2 各向异性扩散模型(P-M 模型)

各向异性扩散的基本思想:将定义在凸域 $\Omega \subset R \times R$ 上的原始图像 I_0 作为一种媒介,在上面以可变的速率发生扩散,从而得到一系列逐渐增加的平滑图像 $I(x, y, t)$ 。P-M 模型的非线性扩散通过如下的偏微分方程实现:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[g(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I] \\ I(x, y, t=0) = I_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $I(x, y, t)$ 表示图像强度, ∇ 是梯度算子, $\|\cdot\|$ 表示梯度, $g(\|\nabla I\|)$ 称为扩散函数,它是一个与梯度有关的非负有界递减函数,在同质区域中平滑效果很强,而在边缘区域平滑强度减少或不平滑,这样就实现了保边缘平滑, div 是散度算子, I_0 是原始图像。

Perona 和 Malik 在研究中还提出了离散形式的各向异性

本文受山东省自然科学基金项目(ZR2011FL023),山东省高校智能信息处理与网络安全重点实验室(聊城大学)资助。

赵海勇 博士,讲师,主要研究领域为计算机视觉,可信软件技术,E-mail: zhaohaiyongym@163.com;贾仰理 博士,副教授,主要研究领域为形式化方法、物联网。

扩散方程:

$$\begin{cases} I_p^{t+1} = I_p + \frac{\lambda}{|\eta_p|} \sum_{q \in \eta_p} g(\nabla I_{p,q}) \nabla I_{p,q} \\ \nabla I_{p,q} = I_p - I_q, \forall q \in \eta_p \end{cases} \quad (2)$$

式中, I_p 是图像的离散采样, p 是像素在二维图像中的位置, t 是离散的时间步长, η_p 表示像素 p 的空间邻域, $|\eta_p|$ 是邻域 η_p 中像素点的个数。Perona 和 Malik 还提出了两个扩散函数:

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + (\frac{\|\nabla I\|}{k})^2} \quad (3)$$

$$g(\nabla I) = \exp[-(\frac{\|\nabla I\|}{k})^2] \quad (4)$$

式中, k 是根据经验设定的常数, 它用来区别边缘和噪声。在各向异性扩散的过程中, 梯度幅值 $\|\nabla I\|$ 起到一个边缘检测算子的作用。如果 $\|\nabla I\| \gg k$, 那么 $c(\nabla I)$ 的值趋向于零, 扩散就会被抑制; 反之, $\|\nabla I\| \ll k$, 则 $c(\nabla I)$ 的值趋向于 1, 扩散会被增强。

P-M 模型中的两种扩散函数都是与图像信息相关的严格递减函数, 并且包含了图像的梯度信息, 所以它的作用是使 P-M 模型在梯度值大的区域减少平滑强度, 而在梯度值小的区域增加平滑的强度。然而这两个扩散函数只是启发性的^[7-10], 到目前为止, 对扩散函数的形式并没有统一的规定, 而不同的扩散函数表达式会使平滑效果产生较大的差异。因此, 选取一个合适的扩散函数能有效地提高 P-M 模型的最终去噪效果。

为了直观分析扩散函数的意义, 图 1 中给出了上述两个扩散函数的一维曲线图, 图中的 r 表示图像梯度信息。从图中可以看出, 当梯度大于某一阈值时, 扩散函数无限接近零, 并且不再有明显变化; 当梯度小于某一阈值时, 扩散函数对梯度变化极敏感。这两个扩散函数, 在梯度值增大到某一数值时, 扩散函数的取值无限接近于零而又不等于零, 这时要停止 P-M 模型的迭代过程, 则需要预先设置迭代的次数, 以便能够人为控制迭代过程的终止。若迭代次数选取得太小, 则 P-M 模型不能有效地抑制噪声, 若迭代次数选取得太大, 则 P-M 模型将平滑掉边缘。因此, 迭代次数的选取是否恰当将直接影响最终的平滑结果, 但迭代终止时间实际上很难准确确定, 在这种情况下很难完全正确地保留边缘信息^[11-12]。

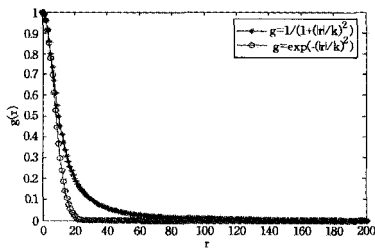


图 1 P-M 模型中的扩散函数曲线图

综上所述, 选用这两个启发性扩散函数进行平滑迭代运算经常会出现下列 3 个问题: (1) 同质区域内噪声还没有被有效抑制时, 迭代过程就已经停止; (2) 在图像的边缘区域平滑迭代不能及时停止, 以致图像边缘模糊。 (3) 实际图像中, 在平滑区由于噪声和图像细节的存在, 扩散函数等于 1 这一条件在图像中很少满足, 从而使得 P-M 模型一定程度上减缓了

对噪声的平滑速度; 同时, 要使扩散函数等于零, 必须使边缘处的梯度值为无穷大, 这也是很难实现的, 因而要使 P-M 模型在图像边缘处停止平滑较难。

3 改进的各向异性扩散模型

通过分析扩散函数的优缺点, 本文提出了一种新的扩散函数, 该函数在梯度较小时强制使其取为常数 1, 超过某个阈值后为单调递减函数, 直到某个梯度时递减为零, 因而, 该扩散函数既能保证在平滑区内有较快的平滑迭代速度, 又能保证图像的边缘不会随迭代过程而逐渐被平滑掉。改进后的扩散函数表达式定义为:

$$\begin{cases} 1, & \|\nabla I\| \leq t_1 \\ 1 - (\frac{\|\nabla I\| - t_1}{t_2 - t_1})^3, & t_1 < \|\nabla I\| < t_2 \\ 0, & \|\nabla I\| \geq t_2 \end{cases} \quad (5)$$

改进后扩散函数的曲线图如图 2 所示。从图 2 中可以看出, 改进后的扩散函数在图像梯度较小时为常数 1, 这能保证 P-M 模型在图像中梯度较小时, 有较快的平滑迭代速度。并且改进后的扩散函数在某个阈值范围内单调递减到零, 这样能减少 P-M 模型的迭代次数, 鲁棒地保持边缘信息。

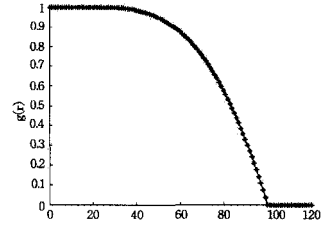


图 2 改进后的扩散函数曲线图

式(5)中 t_1 和 t_2 的值如果过大, 图像中的弱小边缘就会被平滑掉, 如果 t_1 和 t_2 的值过小, 图像中的噪声就很难被有效抑制。为了解决这一问题, 本文根据每个像素点 8 邻域中梯度值的统计特性自适应地获取适合于每一个像素点的 t_1 和 t_2 值。以坐标为 (x, y) 的像素点为例, 具体的计算方法如下:

x 方向的偏导数: $p_x = I[x+1, y] - I[x-1, y]$, y 方向的偏导数: $p_y = I[x, y+1] - I[x, y-1]$, 45 度方向的偏导数: $p_{45} = I[x-1, y+1] - I[x+1, y-1]$, 135 度方向的偏导数: $p_{135} = I[x+1, y+1] - I[x-1, y-1]$, 像素点 (x, y) 的梯度幅值为:

$$T_{(i,j)} = \sqrt{p_x^2 + p_y^2 + p_{135}^2 + p_{45}^2} \quad (6)$$

像素点 (x, y) 8 领域中梯度幅值的均值定义为:

$$M_{(x,y)} = (\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 T(x+i, y+j)) / 9 \quad (7)$$

像素点 (x, y) 8 领域中梯度幅值的标准差定义为:

$$\sigma_{(x,y)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 (T(x+i, y+j) - M_{(x,y)})^2}{9}} \quad (8)$$

像素点 (x, y) 的最佳 t_1 和 t_2 的值定义为:

$$\begin{cases} t_2 = M_{(x,y)} + \sigma_{(x,y)} \\ t_1 = 0.4 * t_2 \end{cases} \quad (9)$$

式中, t_1 是 t_2 的 0.4 倍是根据 Canny 算子双阈值选取规则确定的。

根据式(9)可以自适应地选取扩散函数的梯度阈值,这种方法可以避免人为选取阈值的不当对平滑结果所带来的影响。

4 实验结果与分析

在本节中,通过对实验结果的直观比较和定量比较^[13,14]证明了本文算法的有效性。实验的计算机配置为 CPU:3.0 GHz,内存:2G,操作系统:windows XP,仿真软件环境:MATLAB 2009Ra。

4.1 实验结果的直观比较

实验1 图3给出了P-M模型、中值滤波方法和本文算法对两幅合成图像的平滑效果,图像中所含高斯噪声的方差为0.01。为了比较的公平性,P-M模型和本文算法的迭代次数都是50次。第一列是原图像;第二列是P-M模型的平滑结果;第三列是中值滤波的平滑结果;最后一列是本文算法的平滑结果。从实验结果可以看出P-M模型对噪声没有进行较好的抑制,这是因为在此种情况下50次的迭代对P-M模型来说太少。中值滤波的方法虽然在一定程度上抑制了噪声,但也平滑掉了边缘,这是因为中值滤波在抑制噪声的过程中无论边缘还是非边缘都进行了相同程度的滤波。本文算法在抑制噪声的同时有效地保持了边缘。

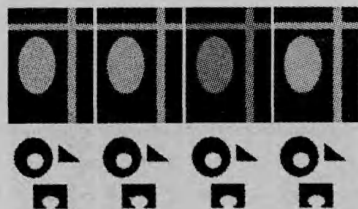


图3 合成图像平滑结果比较

实验2 图4给出了P-M模型、KAD算法和本文算法对两幅自然图像的平滑效果,图像中所含高斯噪声的方差为0.01。为了比较的公平性,这3种算法的迭代次数都是100次。第一列是原图像;第二列是P-M模型的平滑结果;第三列是KAD算法的平滑结果;最后一列是本文算法的平滑结果。从实验结果可以看出过多的迭代次数使P-M模型对噪声抑制的同时也模糊了图像边缘。KAD算法虽然保持了边缘,但对噪声的抑制能力不足。本文算法有效地实现了保边缘平滑。从实验1和实验2的结果可以看出,本文算法的平滑效果对迭代次数并不敏感,这是因为本文提出的扩散函数能在小于 t_1 的梯度范围内函数值等于1,在大于 t_2 的梯度范围内函数值等于零,这就保证了平滑在同质区域内加快,而在边缘处停止。



图4 自然图像平滑结果比较

4.2 实验结果的定量比较

在本小节中,采用文献[15]给出的图像数据库和文献[16]提出的方法定量比较平滑效果。文献[11]给出的图像数

据库(RuG数据库)不但含有原始图像,还有专家手工提取的边缘图像,如图5所示。

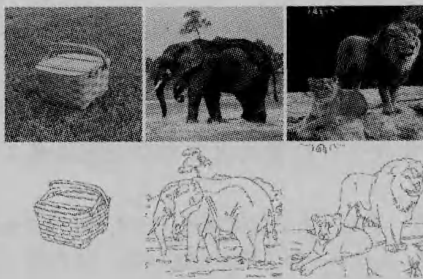


图5 RuG图像数据库的示例

为了有效地验证P-M模型和本文算法的保边缘平滑效果,本文采用如下的定量比较方法:首先,从RuG数据库中选取20幅图像并加入均值为零、方差等于0.01的高斯噪声。然后,分别使用P-M模型和本文算法平滑这些图像,并使用Canny算子对平滑后的图像进行边缘检测得到边缘图。最后,利用文献[12]给出的方法定量比较P-M算法和本文算法的效果。文献[12]给出的定量比较的表达式定义如下:

$$F = 2PR / (P + R) \quad (10)$$

式(10)中 P 和 R 的定义表达式如下:

$$\begin{cases} R = \frac{\text{card}\{DC \cap GT\}}{\text{card}\{GT\}} \\ P = \frac{\text{card}\{DC \cap GT\}}{\text{card}\{DC\}} \end{cases} \quad (11)$$

式中, DC 是利用Canny算子对平滑后的图像进行边缘检测得到的边缘图; GT 是专家手工提取的边缘图; $\text{card}\{DC \cap GT\}$ 是 DC 和 GT 重合的边缘像素点的数量; $\text{card}\{DC\}$ 和 $\text{card}\{GT\}$ 分别是 DC 和 GT 含有的边缘像素点的数量。由以上的分析可知, F 值越大说明边缘检测效果越好,同时也就说明保边缘平滑的性能越好。图6给出了RuG数据库中20幅图像的定量比较结果。从实验结果可以看出本文算法优于P-M模型。

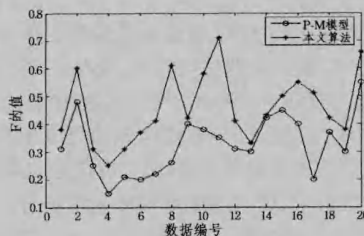


图6 定量比较结果

结束语 本文首先对P-M模型中的扩散函数进行了研究,并针对其缺点设计了一种新的扩散函数。新的扩散函数通过设置两个能自适应获取的阈值,使其具有较好的区分边缘区域和同质区域的能力。实验结果表明,采用改进后的扩散函数的P-M模型能够得到更好的分割效果。在现实生活中很多图像都是彩色的,如何将本文算法应用到彩色图像中是下一步的主要工作。

参考文献

- [1] 刘镇毅,李涛,杜慧敏,等.基于context模型的contourlet域图像去噪[J].计算机科学,2012,39(3):243-245

(下转第169页)

于定位数据存储存储在存储介质的具体位置的元数据,因此, Write 的性能通常会比 Re-write 的性能低。

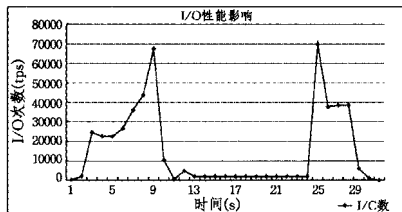


图5 I/O性能影响

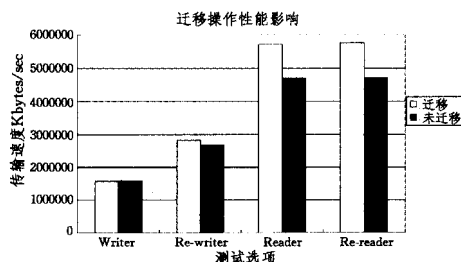


图6 迁移操作性能影响

结束语 本文对智能数据管理中分级存储数据访问模型展开研究,对分级存储的整体执行过程进行抽象,定义了分级存储访问模型 HSAM,并且给出了分级存储的形式化描述以及触发条件的定义。在此基础上,设计了 HSAM 模型的原型系统,给出了系统的软件架构以及迁移、分配等主要操作的执行算法。最后,对 HSAM 的原型系统进行实验,结果表明在启动分级存储功能后,其能够完成数据的迁移以及分配等操作,并且能有效提高系统的读写性能。

参考文献

[1] Massiglia P. Exploiting Multi-tier File Storage Effectively 2009 [R/OL]. <http://www.snia.org/education/tutorials/2009/>

spring/file/PaulMassiglia_Exploiting_Multi-Tier_File_StorageV05.pdf

[2] 赵晓南,李战怀,曾雷杰,等. 分级存储管理技术研究[J]. 计算机研究与发展,2001,48(Suppl.):105-111

[3] Tim L C, Simth C H M, Miller E L. An improved long-term file-usage prediction algorithm[OL]. 1999. <http://users.soe.ucsc.edu/~elm/Papers/cmg99.pdf>

[4] Mesnier M, Thereska E, Ganger G R, et al. File classification in self-* storage systems[C]//Proc of the 1st Int Conf on Autonomic Computing. Washington, D C; IEEE,2004;44-51

[5] Jin Hai, Xiong Muzhou, Wu Song. Information values evaluation model for ILM[C]//Proc of 9th ACIS Int Conf on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD2008). Washington, D C; IEEE, 2008;543-548

[6] Shah G, Voruganti K, Shivam P, et al. ACE: Classification for information lifecycle management [C] // Proc of NASA Mass Storage Systems and Technologies (MSST 2006). Washington, D C; IEEE, 2006

[7] Gong Zhang, Lawrence Chiu, Clem Dickey, et al. Automated Look ahead Data Migration SSD-enabled Multi-tiered Storage Systems[C]// Proc of 26th IEEE(MSS T2010) Symposium on Massive Storage Systems. Incline Village, Nevada,2010

[8] 聂雪军,秦磊华,周敬利,等. 内容感知存储系统中自动分级存储模型研究[J]. 小型微型计算机系统,2011,32(6)

[9] Guerra J, Pucha H, Glider J, et al. Cost Effective Storage using Extent Based Dynamic Tiering [C] // The Proceeding of USENIX Conference on File and Storage Technologiesp. 2011; 273-286

[10] 宋丽娜,戴华东,任怡. 基于海量数据存储系统多级存储介质的热点数据区分方法[J]. 计算机研究与发展,2012,49(Suppl.): 6-11

(上接第 149 页)

[2] 罗亮,冯象初,张选德,等. 基于非局部双边随机投影低秩逼近图像去噪算法[J]. 电子与信息学报,2013,35(1):99-105

[3] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12 (7):629-639

[4] Monteil J, Beghdadi A. A new interpretation of the nonlinear anisotropic diffusion for image enhancement [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21 (9):940-946

[5] 白俊奇,陈钱. 基于各向异性扩散的红外图像噪声滤波算法[J]. 光学学报,2008,28(5):866-869

[6] Yu J H, Wang Y Y, Shen Y Z. Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion [J]. Pattern Recognition Letters,2008,29;1496-1503

[7] 王毅,张良培,李平湘. 各向异性扩散平滑滤波的改进算法[J]. 中国图象图形学报,2006,11(2):210-216

[8] 林宙辰,石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程[J]. 计算机学报,1999,11;1133-1137

[9] 赵德,何传江,陈强. 结合局部熵的各向异性扩散模型[J]. 模式识别与人工智能,2012,25(4):642-647

[10] 王相海,李放. 同向平均梯度的各向异性扩散模型[J]. 中国图象图形学报,2011,16(12):2105-2111

[11] Scott T A. Locally monotonic diffusion [J]. IEEE Trans on Image Processing,2000,48(5):1379-1389

[12] 余瑞星,朱冰,吕梅柏. 一种新的水平集停止项函数选取方法研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(22):6154-6157

[13] 易子麟,尹东,胡安洲,等. 基于非局部均值滤波的 SAR 图像去噪[J]. 电子与信息学报,2012,34(4):950-955

[14] 何艳敏,甘涛,陈武凡. 基于稀疏表示的两级图象去噪[J]. 电子与信息学报,2012,34(9):2268-2272

[15] Papari G, Petkov N. Edge and line oriented contour detection: State of the art[J]. Image and Vision Computing,2011,29(2): 79-103

[16] Papari G, Petkov N. Adaptive pseudo dilation for Gestalt edge grouping and contour detection [J]. IEEE Trans. Image Process,2008,17(10):1950-1962