

一种基于 GVF 各向异性扩散模型的图像放大算法

李晓光¹, 沈兰荪¹, LAM Kin-Man², 王素玉¹

(1. 北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100124;

2. Department of Electronic and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong)

摘要: 提出了一种基于梯度向量流各向异性扩散模型的图像放大方法. 首先低分辨率图像插值放大作为高分辨率图像的初始估计, 然后利用基于 GVF 的平均曲率扩散模型和高斯移动平均低分辨率模型约束进行迭代复原. GVF 是一种有旋场, 作为外力场用来描述图像的边缘特征, 能够将初始图像中斜向边缘锯齿效应表示为流线型. 采用 GVF 外力场约束平均曲率扩散过程, 能够有效去除边缘锯齿现象并保持纹理结构. 高斯移动平均模型提供了图像数据保真度约束, 使结果更接近理想图像. 实验结果表明, 本文算法能够有效提高放大图像的主观视觉质量和客观 PSNR.

关键词: 图像放大; 梯度向量流; 各向异性扩散; 超分辨率复原

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 09-1755-04

An Image Magnification Method with GVF-Based Anisotropic Diffusion Model

LI Xiao-guang¹, SHEN Lan-sun¹, LAM Kin-man², WANG Su-yu¹

(1. Signal and Information Processing Laboratory, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Department of Electronic and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong)

Abstract: An image magnification method with GVF-based anisotropic diffusion model is proposed. An image is magnified by bilinear interpolation at first. Then, an iterative restoration with a GVF based mean curvature flow diffusion and a Gaussian moving average LR constraint is applied to the magnified image. Since GVF is a rotational field, as an external force field to describe the edges of an image, the vector flow will become streamline near the jagged edges. Therefore, the GVF based anisotropic diffusion will be helpful to remove the jagged effects as well as keep the texture structures. Meanwhile, the Gaussian moving average LR model provides a data fidelity constraint which makes the results more close to the ideal HR images. Experiments results show that the proposed method can improve the quality of magnified image in terms of both the objective and subjective.

Key words: image magnification; gradient-vector flow; anisotropic diffusion; super resolution

1 引言

图像分辨率是影响图像视觉质量的一个重要因素. 在众多的数字图像应用领域, 如医疗诊断、卫星遥感、高清晰视频广播以及数码娱乐产品等, 高分辨率的清晰图像具有广泛的需求. 单幅图像放大算法是多幅序列图像超分辨率复原的基础^[1]. 现有的图像放大方法可分为两大类, 即非模型化的和模型化的算法. 传统图像放大方法属于非模型化算法, 包括线性插值法和非线性插值法. 线性插值结果中会出现锯齿效应、边缘模糊以及振铃效应等. 为了改进线性算法的不足, 非线性插值算法引起了研究者的关注^[2]. 这类方法依赖于边缘估计或局

部像素之间的相关性, 对边缘的方向敏感. 模型化方法^[3,4]对低分辨率观测图像的获取过程进行建模, 并利用正则化方法构造高分辨率图像的先验约束, 由低分辨率观测图像估计接近真实图像的高分辨率图像. 最终将图像放大问题转化为目标函数的最优化问题. 这类方法可以很方便地结合先验知识, 并将图像上采样这一病态问题转化为良态问题^[5]. 通常能够得到优于非模型化算法的结果.

本文将基于梯度向量流 (Gradient-Vector Flow, GVF) 的各向异性扩散模型引入到图像放大算法中, 利用 GVF 场将传统梯度边缘力场转变为有旋场的特点, 干预各向异性扩散过程, 有效的消除放大图像中斜向边缘的锯齿

效应.并进一步采用高斯观测模型代替现有文献[4,6]中常用的矩形低分辨率观测图像约束模型,更准确的实现了图像数据的保真度约束.实验结果表明本文提出的图像放大算法能有效的去除图像放大后的模糊和块效应,与其他类似算法相比 PSNR 也有所提高.

2 基于 GVF 的各向异性扩散模型

2.1 GVF 定义及其对图像边缘的表征

梯度向量流场最初是用于解决动态轮廓模型的初始化和收敛问题. GVF 定义为由边缘图像进行矢量扩散而构建的外力场 $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$, 通过以下最优化问题得到:

$$V(x, y) = \min_f \int \int \mu (u_x(x, y)^2 + u_y(x, y)^2 + v_x(x, y)^2 + v_y(x, y)^2) + |\nabla f(x, y)|^2 |V(x, y) - \nabla f(x, y)|^2 dx dy \quad (1)$$

其中, μ 为调节平滑程度的非负常量, f 为由图像梯度确定的边缘图像^[8]. 如定义为以下形式:

$$f(x, y) = 1 - (1/\sqrt{2}) \exp(-|\nabla(G * I)(x, y)|^2/2\epsilon), (x, y) \in R^2 \quad (2)$$

其中, G 为较小方差的高斯滤波矩阵, “*”表示卷积运算.

已有相关工作证明, 定义式(1)中的右边积分内的第一项对矢量场的散度和旋度具有相等程度的改变. GVF 矢量场既不是完全的无散场也不是完全的无旋场^[7]了. 第二项保持了图像边缘附近的矢量具有较大的幅度. 对于散度的改变使 GVF 中矢量扩散到了原来平滑的区域, 这使得动态轮廓算法对初始轮廓的捕获范围 (capture range) 扩大了. 而对于旋度的改变则使力场在锯齿边缘处呈现流线型分布.

梯度向量场可以作为图像纹理结构的一种力场表示方式. 图像平滑区域对于的 GVF 力场幅度接近零; 在强边缘附近力场幅度较大, 且方向指向边缘. 这种纹理表示对扩散中图像纹理结构的保持具有重要意义.

2.2 各向异性扩散偏微分方程

扩散是一种物理现象, 即一种不破坏原有物质聚集状态的浓度平衡过程. 用于描述扩散的数学模型在图像处理中也得到了广泛的应用. 近年来基于扩散方法在图像分割、边缘检测、去噪、复原等各个方面得到了广泛的应用.

最早由 Perona 和 Malik^[9]提出了基于各向异性扩散偏微分方程(PDE)的图像去噪方法, 称为 P-M 方程:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = \text{div}[c(|\nabla I(x, y)|) \nabla I(x, y)] \quad (3)$$

其中 div 为散度算子, $c(\cdot)$ 为以图像梯度幅度为自变量的非负减函数. P-M 方程实际上是一种抛物型非线性偏

微分方程. 描述的扩散过程随着图像梯度不同, 扩散速度不同. 平滑区域扩散速度快, 梯度较大区域扩散速度慢. 因此在平滑去噪中有利于保持图像边缘.

平均曲率流 (Mean Curvature Flow, MCF) 扩散是各向异性扩散模型中的一种, 其主要思想是将一幅图像看作一系列等亮度曲线 (Isointensity Contours) 的集合, 也称水平集. 这些轮廓是可以被逐渐改变的. 这种演进过程可以通过公式(4)描述:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = -|\nabla I(x, y)| \quad (4)$$

其中, $\kappa = \text{div}[\nabla I/|\nabla I|]$ 是 (x, y) 处等亮度轮廓线的曲率. 它表示等亮度轮廓线沿着其内法线方向按与曲率成比例的速度移动. 扩散的目标是使图像中等亮度轮廓线的平均曲率达到最小, 从而将锯齿状的边缘拉直. 现有的一些工作^[3]已经将平均曲率模型应用到图像去噪, 放大复原上.

2.3 GVF 作为外力的平均曲率扩散模型

文献[8]首先把 GVF 作为外力引入到各向异性扩散模型中, 并应用于图像去噪. 由于如果将单一的各向异性扩散一直进行下去, 图像中的所有结构都将被平滑掉. 文献[8]中的模型为了保留图像原有结构而提出的. 采用了此消彼长的混合方式:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = r|\nabla I(x, y)| - (1-r)V(x, y) \cdot \nabla I(x, y) \quad (5)$$

其中 $0 \leq r \leq 1$.

在图像复原方法中, 数据保真度约束由 LR 模型约束控制. GVF 外力场只需起辅助作用, 在一定程度内影响平均曲率的扩散过程. 本文采用以下类似的混合模型, 减小了原模型的耦合程度:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = |\nabla I(x, y)| - rV(x, y) \cdot \nabla I(x, y) \quad (6)$$

其中 r 为调节参数, 由实验确定可取 $0.1 \leq r \leq 0.2$. 值得注意的是, 公式(6)中的 GVF 场 $V(x, y)$ 预先由 HR 图像的初始估计计算后, 在整个扩散过程中保持不变. GVF 以外力的形式影响原有的平均曲率扩散过程. 其作用是当 $V(x, y)$ 方向与等亮度轮廓线内法线方向一致时, 加速扩散; 两者方向相反时, 削弱扩散速度. 具体理论文献[8]中已有证明.

3 LR 模型约束

以上对初始放大图像的各向异性扩散的主要目的是去噪和复原. 而保证估计 HR 图像结果接近理想高分辨率图像的约束, 称为图像数据保真度约束. 通常采用 LR 图像观测模型约束. 现有算法^[6,10]中通常采用移动平均 (Moving Average, MV) 模型约束:

$$I_1(i, j) = \frac{1}{q^2} \sum_{k=q \cdot i}^{q \cdot (i+1) - 1} \sum_{l=q \cdot j}^{q \cdot (j+1) - 1} I_2(k, l) \quad (7)$$

其中 q 为放大倍数. LR 图像经过 $q \times q$ 放大, 每个像素 $I_1(i, j)$ 对应 HR 图像中一个 $q \times q$ 的放大块. 模型假设 LR 图像 I_1 中的像素 $I_1(i, j)$ 与理想 HR 图像中对应位置的矩形放大块内像素平均相等. 作为约束条件, 先求出 HR 估计图像 \hat{I}_2 中每个放大块像素的平均值:

$$\hat{x}_{i,j} = \frac{1}{q^2} \sum_{k=q \cdot i}^{q \cdot (i+1) - 1} \sum_{l=q \cdot j}^{q \cdot (j+1) - 1} \hat{I}_2(k, l) \quad (8)$$

再计算平均值与 LR 图像中对应像素点的误差:

$$e_{i,j} = \hat{x}_{i,j} - I_1(i, j) \quad (9)$$

误差修正将 HR 估计图像中相应放大块中所有像素减去误差 $e_{i,j}$.

这种 LR 模型约束能够大幅度提高 HR 图像的视觉质量 PSNR. 但是每个放大块的误差修正都是独立进行的, 与相邻块之间没有任何联系. 模型约束过程使结果中出现了方块效应. 为了解决这一问题, 本文算法采用高斯移动平均(Gaussian Moving Average, GMV) LR 模型约束:

$$I_1(i, j) = \frac{1}{q^2} \sum_{k=q \cdot i}^{q \cdot (i+1) - 1} \sum_{l=q \cdot j}^{q \cdot (j+1) - 1} (G * I_2)(k, l) \quad (10)$$

其中 G 为方差为 σ^2 的高斯滤波器. 高斯滤波使 HR 估计图像中每个像素为其周围点的加权平均和. 再进行以上的误差修正过程, 即将估计所得的 HR 图像中相应放大块中的每个像素减去由公式(10)和(9)计算的误差.

4 算法的数值实现步骤

算法中涉及偏微分方程求解, 本文采用欧拉法进行迭代求解. 具体算法的数值实现步骤如下:

(1) 对输入图像进行双线性插值放大, 生成初始图像;

(2) 利用公式(2)计算图像的边缘 f , 进而通过求解公式(1)来计算图像 GVF 场, 具体数值求解过程参见文献[7];

(3) 高斯 LR 模型约束, 进行误差修正, 采用公式(10)和(9)进行误差计算, 对估计的 HR 图像进行误差修正;

(4) 进行各向异性扩散, 根据欧拉法, 公式(6)数值迭代可按下式进行:

$$I^{(n+1)}(x, y) = I^{(n)}(x, y) + T \left(\frac{-\nabla \cdot \nabla I^{(n)}(x, y)}{\sqrt{I_x^{(n)}(x, y)^2 + I_y^{(n)}(x, y)^2}} - rV \cdot \nabla I^{(n)}(x, y) \right) \quad (11)$$

其中, n 为迭代指标;

(5) 如果满足迭代停止条件: $|I^{(n+1)}(x, y) - I^{(n)}(x, y)| \leq \epsilon$ 或达到最大迭代次数, 则停止. 否则, 跳回步

骤(3).

5 实验结果与讨论

实验中我们采用 6 幅 512×512 测试图像. 利用公式(7)的模型将测试图像降采样为 128×128 大小的 LR 图像. 采用不同的算法进行 4 倍系数的放大, 生成 512×512 的 HR 结果图像. 我们对四种算法进行了对照实验.

第一种为双线性插值, 是传统图像放大中常用算法; 第二种为论文[3]中的算法, 算法是基于平均曲率扩散模型的, 我们采用移动平均观测模型进行了实现; 算法三为采用基于 GVF 的平均曲率扩散模型的放大算法, 采用原有的移动平均 LR 模型约束方法; 第四种算法为本文提出算法, 采用 GVF 平均曲率扩散模型加高斯移动平均 LR 模型约束算法.

由于迭代过程中各种参数(时间步长, 最大迭代次数, 停止条件, GVF 模型参数等)需要实验确定, 如果设置不同, 会造成实验结果 PSNR 的差别. 为了方便比较, 我们将方法三和方法四中的各种参数采用了相同的设置:

公式(1)中, $\mu = 0.5$; 公式(2)中 $\epsilon = 0.45$, $\sigma = 0.1$; 公式(11)中, $r = 0.15$, $T = 0.49$; 公式(10)中, $\sigma = 0.5$; 后三种算法的迭代次数均为 30 次.

表 1 给出了四种算法的对比的客观实验结果, 图像放大质量评价采用 PSNR 标准.

表 1 图像放大实验结果 PSNR 比较 (dB)

图像	双线性	论文[3]	GVF-MCF-MV	GVF-MCF-GMV
Lena	27.0261	29.1691	29.7104	29.7422
Boat	25.0292	26.4180	26.7099	26.7399
Goldhill	26.0217	27.6109	27.7478	27.7594
Papper	26.0217	29.1259	29.8073	29.8795
Man	25.4461	27.0325	27.4022	27.4472
Woman	31.8809	35.8364	36.5100	36.6153

表 1 实验结果中可以看到四种算法的结果是依次递增的. 后三种基于各向异性扩散的图像放大算法结果要明显优于传统的双线性插值. 各向异性扩散属于模型化算法, 可以根据图像的具体内容进行复原, 是非线性操作, 具有更强的自适应性. 后三种算法都是采用迭代法实现的, 因此算法时间复杂度要高于传统的双线性插值.

后两种算法结果要优于第二种方法. 结果表明基于 GVF 的平均曲率各向异性扩散算法应用于图像放大算法中, 能够取得更好的效果. 第四种算法由于采用了高斯移动平均 LR 模型约束, 使得 PSNR 有所提高.

为了说明结果的主观视觉质量, 图 3 给出了四种算法对 Lena 截取图像进行放大的结果.

以上实验结果从客观和主观质量评价两方面表明



图 1 四种算法实验结果的主观视觉质量比较

本文提出的算法能够明显提高放大结果质量. 为各种图像信号处理的应用研究提供了基础.

同时我们也注意到, 提出算法并没有完全去除更为严重的斜向边缘锯齿现象. 例如图 3 展示图像中帽沿左下端还存在可见的痕迹. 针对以上存在问题, 可以尝试选取其他依据边缘差值的算法代替双线性插值.

参考文献:

- [1] S C Park, M K Park, M G Kang. Super-resolution image reconstruction: a technical review[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, (5): 21 - 36.
- [2] N Toronto, D Ventura, B S Morse. Edge inference for image interpolation[A]. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks [C]. Montreal, Canada: IJCNN, 2005. 1782 - 1787.
- [3] H A Aly, E Dubois. Image up-sampling using total-variation regularization with a new observation model[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2005, 14(10): 1647 - 1659.

- [4] X L Zhang, K M Lam, L S Shen. Image magnification based on adaptive MRF model parameter estimation [A]. Proc of 2005 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems [C]. Hong Kong: IEEE Press, 2005.
- [5] H A Aly. Regularized Image Up-Sampling [D]. CA: Ottawa-Carleton Institute for Electrical & Computer Engineering, School of Information Technology & Engineering (SITE), University of Ottawa, Mae, 2004.
- [6] R R Schultz, R L Stevenson. A bayesian approach to image expansion for improved definition [J]. IEEE Trans Image Processing, 1994, 3(3): 233 - 242.
- [7] C Xu, J L Prince, Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(3): 359 - 369.
- [8] H Yu, C S Chua. GVF-based anisotropic diffusion model [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(6): 1517 - 1524.
- [9] P Perona, J Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1990, 12(7): 629 - 639.
- [10] 张晓玲, 沈兰荪, K M Lam. 一种基于分形码和模型约束的图像放大算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(3): 433 - 436.
- X L Zhang, L S Shen, K M Lam. Image magnification based on fractal codes and model constraint [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 433 - 436. (in Chinese)

作者简介:

李晓光 男, 1980 年生于北京, 博士. 主要研究领域为图像视频信号处理, 超分辨率复原以及高动态范围图像可视化.
E-mail: lxg @emails. bjut. edu. cn

沈兰荪 男, 1938 年生于江苏苏州. 教授, 博士生导师. 主要研究领域为图像编码、处理、传输与应用, 以及光谱信号的检测与处理等.

Lam Kir-Man 男, 1962 年出生于香港. 博士, 香港理工大学副教授. 主要研究领域为人脸识别, 图像、视频信号处理及计算机视觉.

王素玉 女, 1976 年出生于河北斗润. 讲师, 博士. 主要研究方向为图像视频信号处理, 超分辨率复原, 视频监控中的关键技术.