

基于非降采样 Contourlet 的单帧图像超分辨率算法

张 威, 陈 微

(北华大学 计算机科学计算机学院, 吉林 吉林 132021)

摘 要: 为了实现单帧图像边缘纹理保持的超分辨率重建, 提出一种基于非降采样 Contourlet(NSCT)的单帧图像超分辨率算法. 对原始低分辨率图像进行 NSCT 变换后, 采用基于边缘方向的插值方法把高频子带图像放大至目标分辨率, 计算各方向子带的噪声判别阈值, 对系数进行增强处理, 得新的子带系数图像. 对原始低分辨率图像采用双线性插值方法放大后替代低频子带系数, 再经过逆 NSCT 变换得到高分辨率图像, 实验结果表明, 相比其他传统的超分辨率方法, 此算法边缘平滑、图像结构失真小, 噪声抑制效果好.

关键词: NSCT; 图像插值; 超分辨率重建; 图像增强; 图像去噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)12-0073-04

Single Frame Super Resolution Reconstruction Based on Nonsubsampled Contourlet Transform

ZHANG Wei, CHEN Wei

(Department of Computer Science and Technology, Beihua University, Jilin 132021, China)

Abstract: In order to preserve the texture and edge information and to improve the space resolution of single frame, a novel super resolution reconstruction was proposed by using Nonsubsampled Contourlet transformation and interpolation method based on edge direction. The image is transformed into the high-pass sub-band and low-pass sub-band by NSCT. The threshold is set in the high-pass sub-band, the high-pass sub-band coefficients is enhanced and de-noised, and low-frequency components are replaced by the enhanced amplitude of the original image. A high-resolution image is achieved by inverse NSCT. The experimental results indicate that, compared with traditional super resolution reconstruction algorithms, this algorithm can get smooth edges and recovery the texture features, and resist Gaussian noise.

Key words: nonsubsampled contourlet transform(NSCT); image interpolation; super resolution reconstruction; image enhancement; image de-noising

1 引言

超分辨率重建技术作为图像处理领域中一个重要分支在各个领域有广泛的应用, 它利用降质图像, 通过运动估计、模糊辨识、频谱解混叠等方法估计出高质量高分辨率图像. 单帧图像重建普遍使用插值技术, 传统的双线性、双三次插值方法为保持图像平滑造成细节退化, 导致图像的边缘模糊与阶梯形失真效应, 不利于目标识别、图像匹配、图像配准等图

像后续处理.

小波变换由于其较好的多分辨率及局部能量特性常被作为图像重建的重要工具, 但它用正方形支撑区间描述轮廓, 不同大小的正方形对应小波的多分辨率结构, 基的方向信息有限. 当分辨率变得足够精细, 小波变成用点来捕获轮廓. 因此它在表述具有一维奇异性的方向信息, 如边缘、纹理等效果并不理想, 不能充分利用数据本身所特有的几何特征, 挖掘图像中边缘方向信息^[1]. 而且单帧图像易受噪声

收稿日期: 2013-02-20; **修回日期:** 2013-04-01

基金项目: 吉林市杰出青年项目(201162501); 吉林省教育厅十二五重点科技项目(2013161)

干扰,所以应用小波变换的重建图像在边缘和纹理处视觉效果不理想,分辨率提高不大^[2]. Contourlet 变换(CT)是一种新的图像多尺度多方向几何分析工具,具有高度的多方向特性和各向异性,可以更准确地捕获图像中边缘和纹理的奇异性,能用比小波更少的系数来表示光滑的曲线,擅长于表示图像纹理和轮廓信息,能很好地保留自然场景中的纹理和细节. 本文提出基于非降采样 Contourlet 变换和边缘方向插值相结合进行单帧图像超分辨率重建的新方法. 重建实验结果表明,算法在提高空间分辨率的同时能有效重构图像的边缘纹理等细节信息.

2 量图像的非降采样 contourlet 变换

NSCT 将尺度分解和方向分解分开进行,先使用拉普拉斯塔式(Laplacian Pyramid, LP)滤波器将图像分解为包含图像主要信息低频子带和以边缘纹理为主的高频子带,从而捕获点奇异. 然后由方向滤波器组(Directional Filter Banks, DFB)将分布在同一方向上的奇异点连接成线状结构,合成为一个系数,捕获方向信息. 对低频子带则重复上述过程,直到达到预定的分解级数,这就实现了对图像的多分辨率、多方向分解^[3]. 拉普拉斯金字塔与方向滤波器组结合形成的双层滤波器组结构称为塔形方向滤波器组,由于其实质上是以轮廓段的方式逼近原始图像,因此也称为离散 Contourlet 变换^[4].

Contourlet 变换的分解和方向滤波中都引入了下采样操作,这使得信号的频谱扩展造成混叠,最终会导致重建图像产生伪吉布斯现象. 为此,Arthur L Cunha, Jianping Zhou 和 Minh N Do 提出了一种非降采样 Contourlet 变换(NSCT)^[5]. NSCT 分别采用非降采样的塔型滤波器组和非降采样的方向滤波器组进行尺度分解和方向分解,具有多尺度多方向特性、平移不变特性,能够有效降低图像的伪吉布斯现象,对图像边缘或纹理的方向敏感. 图 1 为 NSCT 的非降采样滤波器组结构图和频谱分解示意图.

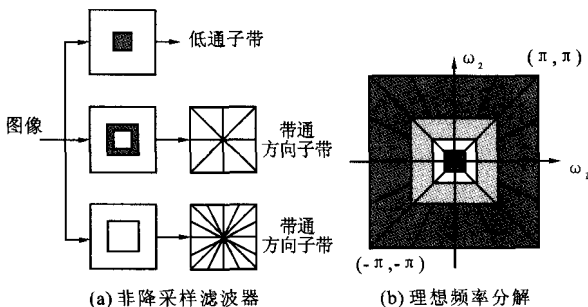


图 1 NSCT 的滤波器组结构图和频谱划分示意图

3 基于边缘方向的插值

设原低分辨率图像为 G , 各像素点的灰度值为 $g(i, j) (i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n)$, 横向放大 k_1 倍, 纵向放大 k_2 倍后的高分辨率目标图像为 F , 各像素点的灰度值为

$$f(i, j) (i = 1, 2, \dots, (k_1 - 1)m + 1, j = 1, 2, \dots, (k_2 - 1)n + 1) \quad (1)$$

首先根据放大倍数计算目标图像 F 中各像素 $f_{u,v}$ 与源图像 G 中像素 $g_{i,j}$ 的坐标对应关系: $i = \frac{u}{k_1}$,

$j = \frac{v}{k_2}$, 如果 i, j 均为整数则表示该点在源图像中有对应点, 无需插值, $f_{u,v} = g_{i,j}$; 否则, 应判断该点的区域及方向属性进行不同方式的插值计算.

取 $i = \lfloor \frac{u}{k_1} \rfloor, j = \lfloor \frac{v}{k_2} \rfloor$, 以 $g(i, j)$ 为中心, 在其 3×3 的邻域内沿水平、垂直、和对角线共四个方向做 2 阶差分如下所示.

水平差分算子:

$$\nabla^2 g(i, j) = g(i, j-1) - 2g(i, j) + g(i, j+1);$$

垂直差分算子:

$$\nabla^2 g(i, j) = g(i-1, j) - 2g(i, j) + g(i+1, j);$$

对角差分算子 1:

$$\nabla^2 g(i, j) = g(i-1, j-1) - 2g(i, j) + g(i+1, j+1);$$

对角差分算子 2:

$$\nabla^2 g(i, j) = g(i-1, j+1) - 2g(i, j) + g(i+1, j-1) \quad (2)$$

取绝对值最小的两个方向作为该点的插值方向, 分别利用式(3)所示的二阶牛顿插值公式计算待插值点的像素值, 最后对两个方向上的插值结果按照式(4)加权平均的最终插值像素值. 为引用方便, 将插值方向上的三个已知像素点分别记为 f_1, f_2, f_3 , 待插值点 f 与 f_1 距离为 u , 两次插值结果分别为 f^1, f^2 , 两个插值方向上的差分算子分别为 $\nabla^2 f_1, \nabla^2 f_2$, 得插值点计算公式如下:

$$\nabla f = f_2 - f_1$$

$$\nabla^2 f = \frac{u(u-1)(f_3 - 2f_2 + f_1)}{2} \quad (3)$$

$$f = f_1 + u \nabla f + \frac{u(u-1)^2 f}{2}$$

$$\bar{f} = \frac{\nabla^2 f_2}{\nabla^2 f_1 + \nabla^2 f_2} f^1 + \frac{\nabla^2 f_1}{\nabla^2 f_1 + \nabla^2 f_2} f^2 \quad (4)$$

算法中虽然进行了两次插值运算, 但是二阶差

分已经在插值前求出,所以算法的时间复杂度并不高,硬件设计也较为方便。

4 contourlet 域图像增强化

采用 NSCT 变换后重建的图像中由于能量分散会比低分辨率图像暗,因此必须采用图像增强技术才能得到较好的视觉效果。图像经 NSCT 后,弱边缘和噪声都表现为较小的变换系数,但是相对于弱边缘,噪声没有明显的几何结构,NSCT 具有多方向性、而且变换中没有下采样,利用冗余的信息可以方便的区分噪声和弱边缘^[6]。

我们采用文献[7]中提到的方法用中值估计获得噪声标准差,记 l 层的噪声标准差为 δ_l ,利用最大似然估计估算 l 层 k 方向子带的信号标准差为

$$\bar{\delta}_{l,k} = \sqrt{\max(\frac{1}{nm} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{l,k}^2(i,j) - \delta_l^2)} \quad (5)$$

$$\text{子带阈值为 } T = \frac{\bar{\delta}_l}{\bar{\delta}_{l,k}} \quad (6)$$

各子带系数在不同邻域间的相关性体现了图像的结构特性,表示图像边缘、纹理的系数能量集中,幅值大;表示噪声的系数能量分散,幅值较小。根据系数体现的邻域特性^[8],在每个子带图像内采用自适应的阈值达到保持边缘抑制噪声的目的。

对每个子带系数 $f_{l,k}(i,j)$,取其 3×3 的邻域计算系数均值 $\bar{f}_{l,k}(i,j)$,定义子带内所有 $\bar{f}_{l,k}(i,j)$ 的均值为 $\text{mean}(\bar{f}_{l,k})$, $\bar{f}_{l,k}(i,j)$ 在整个子带图像中的最小值为 $\min(\bar{f}_{l,k})$,对该系数的自适应阈值为

$$T_a = \frac{\text{mean}(\bar{f}_{l,k}) - \min(\bar{f}_{l,k})}{\bar{f}_{l,k}(i,j) - \min(\bar{f}_{l,k})} T \quad (7)$$

增强后的子带系数为

$$f'_{l,k}(i,j) = \begin{cases} cf_{l,k}(i,j) & |f_{l,k}(i,j)| > T_a \\ 0 & |f_{l,k}(i,j)| < T_a \end{cases} \quad (8)$$

式中, $c > 1$, 为增强系数。

5 算法描述

先对原始低分辨率图像作 NSCT 变换,得到的细节成份运用边缘方向插值算法将放大,然后将原始低分辨率图像加权,再进行 NSCT 重构与图像增强得到重建图像。算法步骤如下:

(1) 对原始低分辨率图像 I 进行非降采样 Contourlet 变换,得到变换域的方向子带系数图像;

进行 NSCT 所采用的是 pkva 塔型尺度分解滤波器和方向分解滤波器。原始图像进行一层的尺度分解得到低频子带和高频子带,得到的带通分量图

像进行三层的方向分解,得到 8 个方向的方向子带系数图像;

(2) 根据放大比例系数,对步骤(1)得到的高频子带系数 G 采用基于边缘方向的插值方法放大至目标分辨率,得到目标分辨率的子带系数图像 G_1 ;

(3) 利用式(5)~(8)估计每一个方向子带的噪声标准差、计算噪声判别阈值,对系数进行增强处理,得子带系数图像 G_2 ;

(4) 根据放大比例系数,对原始低分辨率图像采用双线性插值方法放大至目标分辨率,得到目标分辨率的子带系数图像 L_1 ;

(5) 将 L_1 与 G_2 联合起来,进行 NSCT 逆变换,得到目标分辨率图像。

6 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,分别利用文中提出的基于非降采样 Contourlet 的单帧图像超分辨率算法、双线性插值法、NEDI^[9] 和小波变换后双线性插值算法对 barb、boat、baboon 标准测试图像进行重建实验。将 512×512 的灰度图像进行 2 倍降采样后添加 2% 的高斯噪声,得到一幅 256×256 的含噪灰度图像,截取 boat 重建结果局部见图 2。从图中可以看出,双线性插值法不考虑图像插值点的方向性,所以纹理模糊、细节信息丢失较多,如图中桅杆等直线部分有明显方块效应,屋顶纹理模糊;小波插值和 Nedi 的平滑作用过强,高频细节表达能力不好如图 2(c)、2(d) 的屋顶纹理不清;本文方法的插值模糊不明显,图像纹理边缘等较为清晰。

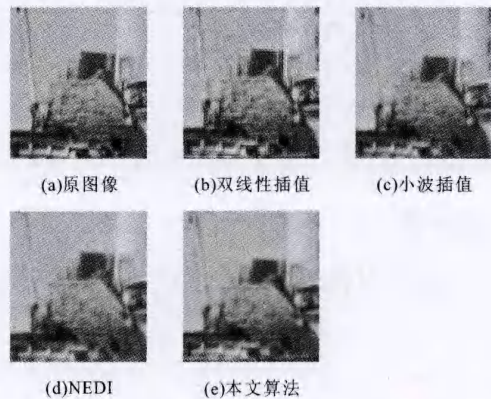


图 2 算法重建效果对比

重建图像峰值信噪比如表 1 所示,本文算法与其他几种方法相比,重建图像 PSNR 都有不同程度的提高。以 boat 图像试验结果为例,本文方法与仅

采用双线性插值的传统图像放大方法相比, PSNR 提高了 1.868 dB, 与传统小波方法相比提高了 0.592 dB, 与 Nedi 方法相比提高了 0.308 dB, 其他两幅图像也有类似的结果. 这说明可见算法中采用的 NSCT 噪声捕捉能力强, 更好的刻画了信号的非平稳性, 噪声平滑效果好.

表 1 不同算法 PSNR 对比

图像	双线性插值	小波插值	NEDI	本文算法
baboon	26.868	28.140	28.424	28.732
barb	28.748	30.852	31.602	31.837
boat	28.676	29.644	29.987	30.351

边缘纹理是图像重要的信息, 为衡量文中算法的结构保持能力, 采用式(9)计算结构相似指数 (SSIM, Structure Similarity Index), 结果见表 2.

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

式中, $\bar{x}$ 为重建高分辨率图像, x 为原始高分辨率图像, μ_x 和 μ_y 是图像的均值, σ_x^2 和 σ_y^2 是图像方差, σ_{xy} 是协方差.

从实验结果可以看出, 由于不考虑图像中景物细节的方向性, 仅采用双线性插值的传统图像放大方法所得重建图像 SSIM 值最低, 尤其是对纹理细节丰富的 barb 和 baboon 图像, SSIM 仅为 0.73 左右; 本文算法的 SSIM 对三幅测试图像的实验结果均高于其他算法. 这说明算法采用的基于边缘方向的插值方法充分考虑了像素间的相关性, NSCT 的多尺度多方向性分析能力在去噪的同时能有效保持图像的几何特征.

表 2 不同算法 SSIM 对比

图像	双线性插值	小波插值	NEDI	本文算法
baboon	26.868	28.140	28.424	28.732
barb	28.748	30.852	31.602	31.837
boat	28.676	29.644	29.987	30.351

7 结束语

本文针对单帧图像边缘纹理保持的超分辨率重

建问题, 提出一种基于非降采样 Contourlet (NSCT) 的单帧图像超分辨率算法. 实验结果显示, 与常见的超分辨率算法相比, 本文算法所得重建图像边缘平滑、图像结构失真小, 噪声抑制效果好, 可以方便的对图像进行任意倍数重建.

参考文献:

- [1] 李展, 张庆丰, 孟小华, 等. 多分辨率图像序列的超分辨率重建[J]. 自动化学报, 2012, 38(11): 1804-1814.
- [2] 张煜东, 吴乐南. 单帧图像的超分辨率技术进展[J]. 光学技术, 2008, 34(12): 43-46.
- [3] 董鸿燕, 李吉成, 沈振康. 基于 Contourlet 变换的带噪图像增强方法[J]. 信号处理, 2007, 23(6): 836-840.
- [4] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [5] Yu Mei, Yi Wenjuan, Jiang Gangyi. Image denoise based on inter-scale correlations of Contourlet transform[J]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(6): 73-77.
- [6] 杜超本, 贾振红, 覃锡忠, 等. 基于 NSCT 的遥感图像模糊增强算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(4): 188-190.
- [7] Jianping Zhou, Arthur L Cunha, Minh N Do. Non-subsampled contourlet transform: construction and application in enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] Wang Shenqian, Zhou Yuanhua, Zou Daowen. Adaptive shrinkage denoising using neighbourhood characteristic [J]. Electronics Letters, 2002, 38(11): 502-503.
- [9] Xin Li. New edge-directed interpolation[J]. IEEE Transactions on Processing, 2001, 10(10): 1521-1527.

作者简介:

张威女, (1974—), 博士, 副教授. 研究方向为图像编码与传输.

陈微女, (1978—), 硕士, 讲师. 研究方向为数字通信、数字图像处理与识别.