

# 小波域多角度轮廓模板变分模型的 单幅图像超分辨率重建

王相海<sup>1,2</sup>, 赵晓阳<sup>1</sup>, 毕晓昀<sup>1</sup>, 陶兢喆<sup>2</sup>

(1. 辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 辽宁大连 116081; 2. 辽宁师范大学城市与环境学院, 辽宁大连 116029)

**摘 要:** 近年来图像超分辨率重建技术因其可以提高图像的识别精度和识别能力而受到重视, 其中一个难点问题是如何保证图像边缘纹理区域的重建质量. 本文提出一种基于小波域的单幅图像超分辨率重建方法, 首先对输入图像进行非下采样小波变换, 根据小波变换的多方向性提出三类多角度模板, 并采用 TV 模型估计各子带轮廓, 确定其所属的最优方向, 然后利用多角度模板来对各个子带进行双三次 B 样条插值, 最后进行非下采样小波反变换. 该方法使重建后图像的边缘、纹理信息更加精细, 克服了诸如双线性插值法与双三次插值法等传统插值重建所产生的边缘模糊与边缘锯齿化, 以及纹理区域失真等不足, 在一定程度上提高了重建图像的质量. 该方法可用于图像监控、遥感影像分析和医学图像处理等领域. 大量的仿真实验验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 非下采样小波; 轮廓模板; 变分模型; 方向插值; 超分辨率; 边缘; 高频子带; 多角度; 模板矩阵  
**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)09-2256-07  
**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.09.030

## Single Image Super-resolution Reconstruction Approach Based on Multi-angle Contour Templates Variational Calculus Model in Wavelet Domain

WANG Xiang-hai<sup>1,2</sup>, ZHAO Xiao-yang<sup>1</sup>, BI Xiao-yun<sup>1</sup>, TAO Jing-zhe<sup>2</sup>

(1. School of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian, Liaoning 116081, China;  
2. School of Urban and Environmental Sciences, Liaoning Normal University, Dalian, Liaoning 116029, China)

**Abstract:** In recent years, the study of image super-resolution reconstruction technology has been paid much attention to, because it can improve image recognition accuracy and recognition ability. One of the difficult problems is how to ensure the reconstruction quality of image edge texture area. In this paper, a single image super-resolution reconstruction approach based on wavelet domain is proposed. Firstly, the non-subsampled wavelet transform (NSWT) is applied to the input image, according to the multi-directionality of wavelet transform, three kinds of multi-angle templates are proposed, and each subband contour is estimated by total variation model (TV model) to determine its optimal direction. Then, the multi-angle templates and bicubic B-spline interpolation are used to interpolate the subbands. Finally, the non-subsampled wavelet inverse transform is implemented. This approach makes edge information and texture information of the reconstructed images more precise, and overcomes some deficiencies such as edge blurring, edge serration, as well as distortion of texture region, caused by traditional interpolation reconstruction approaches, such as bilinear interpolation and bicubic interpolation, etc. The quality of reconstructed image is improved. This approach can be used in image monitoring, remote sensing image analysis, medical image processing, and so on. A large number of simulation experiments verify the effectiveness of the proposed approach.

**Key words:** non-subsampled wavelet transform; contour template; variational calculus model; directional interpolation; super-resolution reconstruction; edge; high-frequency subbands; multi-angle; template matrix

### 1 引言

插值法在提高图像分辨率中发挥着重要作用, 常

见的插值法比如近邻插值法、双线性插值法与双三次插值法等尽管直观、简单, 且能够在一定程度上提高图像的空间分辨率, 但重建图像中边缘区域的失真也较

为明显<sup>[1,2]</sup>. 因此如何有效的提高插值图像边缘及纹理丰富区域的重建效果成为该领域的一个难题. 文献[3]提出一种基于方向滤波和数据融合的边缘引导非线性插值的方法,保证了图像的边缘锐度,在一定程度上减少了振铃伪影现象;文献[4]提出了一种使用离散小波变换(DWT)和平稳小波变换(SWT)的分辨率增强方法,对图像的 DWT 子带进行插值处理,同时利用经 SWT 获得的高频子带对插值后的 DWT 高频子带进行矫正,以增强重构图像边缘细节信息;文献[5]提出了一种基于 Contourlet 变换的图像插值方法,将低分辨率图像的线性插值作为初始估计,通过对图像的 Contourlet 子带系数进行稀疏约束和对低分辨率图像进行观测约束来保证图像边缘纹理区域插值的规则性. 这些方法通过对图像边缘和纹理区域采取相应的特殊策略,来尽可能保证其插值信息的合理性.

为了更加凸显边缘、纹理信息的重要性,文献[6]提出一种轮廓模板插值法,该方法应用基于曲线的总变分(TV)轮廓模板来估算图像的轮廓部分,进而构建边缘自适应插值方案. 然而由于所采用的轮廓模板所能表征的纹理方向较少,对纹理丰富区域的重建效果有待提高;进一步,文献[7]通过应用整合成曲线集的总变分连续公式,定义了一致离散化的轮廓模板来对图像进行插值,在一定程度上提高了插值的精度,但该方法存在着对边缘纹理信息的过处理倾向. 在文献[6,7]的基础上,文献[8]提出一种基于多方向模板变分模型的单幅图像超分辨率重建技术,该方法构建了能够体现 28 个方向的  $3 \times 3$  轮廓模板,同时将 TV 模型引入到图像轮廓的估计中来确定边缘轮廓的最优方向,在一定程度上增强了对纹理方向信息的捕捉能力,但所提出的方法是基于空间域,在获取复杂纹理信息时受到一定限制.

本文提出一种基于小波域多角度轮廓模板变分模型的单幅图像超分辨率重建方法,依据图像经小波变换后其边缘和纹理信息主要集中在三类高频子带中,针对各个子带提出三类多角度轮廓模板,并通过 TV 模型确定最优方向,利用多角度模板来对各个子带进行双三次 B 样条插值,进而实现超分辨率重建. 由于采用了更具针对性的纹理信息插值方法,进一步提高重建图像的纹理信息精度.

## 2 基于总变分的图像轮廓估计

TV 模型是由 Rudin 等人利用有界变分函数空间  $BV(\Omega)$  允许存在不连续点特性,从能量极小化的视角将  $L^1$  范数作为正则化项引入到图像恢复过程中形成的<sup>[9]</sup>. 在去噪的过程中有效的保持了图像的边缘. 设噪声的均值为零,方差为  $\sigma^2$ ,TV 模型的基本表现形式为:

令  $\Omega \subset \mathbf{R}^2, u \in L^1(\Omega)$  为一有界开集(通常被假定为 Lipschitz 域),且  $u = u(x, y)$  是光滑的,则  $u$  的全变分  $TV[u]$  定义为:

$$\min_{u \in BV(\Omega)} TV[u] = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy, \quad \nabla u = (u_x, u_y) \quad (1)$$

其中  $u$  满足下列约束条件:

$$\int_{\Omega} u(x, y) dx dy = \int_{\Omega} u_0(x, y) dx dy, \\ \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (u(x, y) - u_0(x, y))^2 dx dy = \sigma^2$$

进一步,文献[6,7]提出了一种轮廓模板(Contour Stencils, CS)用以离散化 TV 模型中积分区域的轮廓边缘曲线,CS 的定义如下:

对于图像  $u$ ,其 CS 为描述像素间连接关系的一个如式(2)所示的函数  $S^*[u](k)$ :

$$S^*[u](k) := \sum_{m, n \in \mathbf{R}^2} S(m, n) |u_{k+m} - u_{k+n}| \quad (2)$$

其中  $k$  是当前像素.

进一步,文献[6]定义了 8 种轮廓模板  $\Sigma$ ,对每一个像素  $k$ ,按照式(3)寻找使  $S^*[u](k)$  达到最小的轮廓模板  $S$ ,并将由这些轮廓模板所形成的轮廓作为 TV 模型中轮廓边缘曲线的近似估计.

$$S = \arg \min_{S \in \Sigma} S^*[u](k) \quad (3)$$

## 3 小波域多角度模板变分模型图像重建

### 3.1 小波域多角度模板提出

小波变换所具有的多尺度与多方向性质使其可以将图像在独立的频带和不同方向上进行分解,为图像边缘纹理信息的精细分析提供了可能.

对图像  $u$  进行非下采样的小波分解后所得到的三类高频子带  $u^{(i)} (i=1,2,3)$ ,其中  $u^{(1)}$ 、 $u^{(2)}$  和  $u^{(3)}$  分别表示水平、垂直和对角线方向的高频子带及其上的简单光滑曲线  $C^{(i)} (i=1,2,3)$ ,其定义如式(4)所示:

$$\|u^{(i)}\|_{TV(C^{(i)})} = \int_0^{T^{(i)}} \left| \frac{\partial}{\partial t} u^{(i)}(\gamma^{(i)}(t)) \right| dt \quad (4)$$

其中  $\gamma^{(i)}: [0, T^{(i)}] \rightarrow C^{(i)}$  为  $C^{(i)}$  的参数,通过确定使  $\|u^{(i)}\|_{TV(C^{(i)})}$  达到最小的  $C^{(i)}$  作为  $u^{(i)}$  中的近似边缘轮廓.

进一步,对每一类高频子带  $u^{(i)} (i=1,2,3)$ ,分别定义多角度轮廓模板如下:

$$S_k^{(i)*}[u^{(i)}](m, n) := S_k^{(i)} \cdot B^{(i)}(m, n) \quad (5)$$

其中  $B^{(i)}(m, n)$  为高频子带  $u^{(i)}$  中  $(m, n)$  处像素与其八邻域的差矩阵,其表达式为:

$$B^{(i)}(m, n) = \begin{bmatrix} |u_{m-1, n-1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| & |u_{m, n-1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| & |u_{m+1, n-1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| \\ |u_{m-1, n}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| & 0 & |u_{m+1, n}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| \\ |u_{m-1, n+1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| & |u_{m, n+1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| & |u_{m+1, n+1}^{(i)} - u_{m, n}^{(i)}| \end{bmatrix};$$

$S_k^{(i)}$  ( $i=1,2,3$ ) 分别对应水平、竖直和对角线方向 高频子带多角度模板的序号,具体定义参见表 1~3。  
高频子带的多角度轮廓模板,  $k(k=1,2,\dots,8)$  为对应

表1 水平方向高频子带多角度模板

模板	$S_1^{(1)}$	$S_2^{(1)}$	$S_3^{(1)}$	$S_4^{(1)}$	$S_5^{(1)}$	$S_6^{(1)}$	$S_7^{(1)}$	$S_8^{(1)}$
方向示意								
角度	$\pi - \arctan \frac{1}{2}$	$\arctan \frac{1}{2}$	$\frac{1}{8}\pi$	$\frac{7}{8}\pi$	$-\pi + \arctan \frac{1}{2}$	$-\arctan \frac{1}{2}$	$-\frac{1}{8}\pi$	$-\frac{7}{8}\pi$
模板矩阵	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

表2 竖直方向高频子带多角度模板

模板	$S_1^{(2)}$	$S_2^{(2)}$	$S_3^{(2)}$	$S_4^{(2)}$	$S_5^{(2)}$	$S_6^{(2)}$	$S_7^{(2)}$	$S_8^{(2)}$
方向示意								
角度	$-\pi + \arctan 2$	$-\arctan 2$	$\frac{3}{8}\pi$	$\frac{5}{8}\pi$	$\pi - \arctan 2$	$\arctan 2$	$-\frac{3}{8}\pi$	$-\frac{5}{8}\pi$
模板矩阵	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$

表3 对角线方向高频子带多角度模板

模板	$S_1^{(3)}$	$S_2^{(3)}$	$S_3^{(3)}$	$S_4^{(3)}$	$S_5^{(3)}$	$S_6^{(3)}$	$S_7^{(3)}$	$S_8^{(3)}$
方向示意								
角度	$\frac{6}{8}\pi$	$\frac{2}{8}\pi$	$-\frac{6}{8}\pi$	$-\frac{2}{8}\pi$	$\frac{4}{8}\pi$	$\frac{8}{8}\pi$	$\frac{0}{8}\pi$	$-\frac{4}{8}\pi$
模板矩阵	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

### 3.2 基于多角度模板的边缘像素方向的确定

对高频子带  $u^{(i)}$  ( $i=1,2,3$ ), 将式(5)看作为 TV 模型在  $(m,n)$  处轮廓曲线的一个离散估计, 即有:

$$S_k^{(i)*} [u^{(i)}](m,n) \approx \|u^{(i)}\|_{TV(C^0)} \quad (6)$$

进一步通过寻找使式(6)达到最小的  $S_k^{(i)}$  来确定高频子带  $u^{(i)}$  中  $(m,n)$  处边缘轮廓的方向  $S_*^{(i)}(m,n)$ , 即有:

$$\begin{cases} S_*^{(1)}(m,n) = \arg \min_{k=1,2,\dots,8} S_k^{(1)*} [u^{(1)}](m,n) \\ S_*^{(2)}(m,n) = \arg \min_{k=1,2,\dots,8} S_k^{(2)*} [u^{(2)}](m,n) \\ S_*^{(3)}(m,n) = \arg \min_{k=1,2,\dots,8} S_k^{(3)*} [u^{(3)}](m,n) \end{cases} \quad (7)$$

### 3.3 基于边缘系统最优方向的插值重建

对于图像  $u$  中的离散点  $v_{m,n}$  (其中  $(m,n)$  为  $v_{m,n}$  的位置), 参照文献[6], 对其方向  $S_*(m,n)$ , 进行基于其对应方向角的最佳拟合高斯建模, 其函数表达式如下:

$$\varphi_{S_*(m,n)}(x,y) = \exp\left(\frac{(x \cdot \cos\theta_{S_*(m,n)} - y \cdot \sin\theta_{S_*(m,n)})^2}{2\sigma_r^2} - \frac{(x \cdot \sin\theta_{S_*(m,n)} + y \cdot \cos\theta_{S_*(m,n)})^2}{2\sigma_v^2}\right) \quad (8)$$

其中  $\theta_{S_*(m,n)}$  为  $(m,n)$  处方向  $S_*(m,n)$  所对应的方向角,  $\sigma_r$  和  $\sigma_v$  为标准差, 试验中选取其均为 0.95.

构造基于  $v_{m,n}$  和  $\varphi_{S_*(m,n)}(x,y)$  的局部重建函数:

$$u_{m,n}(x,y) = v_{m,n} + \sum_{(p,q) \in P \times Q} ((v_{m+p,n+q} - v_{m,n}) \times \varphi_{S_{(m,n)}}(x-p, y-q)) \quad (9)$$

其中  $P = Q = \{-1, 0, 1\}$ .

进一步,选取双三次  $B$  样条函数

$$w(x,y) = B(x)B(y) \quad (10)$$

其中  $B(t) = (1 - |t| + \frac{1}{6}|t|^3 - \frac{1}{3}\|1 - |t|\|^3)^+$ , 并结合

$u_{m,n}(x,y)$  构建最后的插值函数  $u(x,y)$ :

$$u(x,y) = \sum (w((x,y) - (m,n)) \times u_{m,n}((x,y) - (m,n))) \quad (11)$$

### 3.4 算法的实现

本文给出了一种小波域多角度轮廓模板变分模型的单幅图像超分辨率重建算法,其基本思想是:首先对输入的低分辨率图像进行非下采样的小波变换,引入 TV 模型估计三类高频子带的边缘轮廓,以确定其所属的最优方向,然后利用多角度模板来对每个子带进行双三次  $B$  样条插值,最后对得到的新的子带进行非下采样小波反变换,以此来实现单幅图像的超分辨率重建.具体过程参见下列算法 1:

#### 算法 1 单幅图像的超分辨率重建

输入:分辨率为  $m \times n$  的低分辨率图像  $u'$

输出:重建的超分辨率图像  $u$

1 对待重建的分辨率为  $m \times n$  的低分辨率图像  $u'$  进行非下采样小波变换,变换后得到三个高频子带  $u^{(i)} (i=1,2,3)$  与一个低频子带  $a$ ;

2 通过迭代来确定每个高频子带中边缘轮廓的所属方向,并应用所提出的三类多角度模板与双三次  $B$  样条进行插值,直至遍历高频子带中所有像素点;

(1) 引入 TV 模型估计三个高频子带轮廓,确定使  $\|u^{(i)}\|_{\text{TV}(C^{(i)})} (i=1,2,3)$ , 达到最小的  $C^{(i)}$  作为  $u^{(i)}$  中的边缘轮廓;

(2) 使用提出的三类多角度模板  $S_k^{(i)} (i=1,2,3)$  来对三类高频

子带进行插值:通过寻找使  $S_k^{(i)*}[u^{(i)}](m,n) = \|u^{(i)}\|_{\text{TV}(C^{(i)})}$  达到最小的  $S_k^{(i)}$  来确定高频子带  $u^{(i)}$  中  $(m,n)$  处边缘轮廓方向所对应的多角度模板  $S_{\star}^{(i)}(m,n)$ , 根据最佳模板  $S_{\star}^{(i)}(m,n)$  来对三个高频子带进行双三次  $B$  样条插值,所得到的新高频子带  $u^{(i)} (i=1,2,3)$ ;

3 对低频子带  $a$  进行插值,得到新的低频子带  $a'$ ;

4 对得到的新低频子带  $a'$  与新高频子带  $u^{(i)} (i=1,2,3)$  进行非下采样小波反变换,即得超分辨率重建图像  $u$ .

## 4 实验与分析

为了验证本文方法的有效性,进行了大量的仿真实验.该实验在 Windows 7 旗舰版,内存 16.0GB,显存 10163MB,基于 x86 的 Inter (R) Core (TM) i7 - 4790 CPU @ 3.60GHz (8 CPUs) 处理器上进行,选用 MATLAB R2009a 平台.同时与文献[6~8]方法进行比较和分析,实验结果采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 进行定量分析. PSNR 和 SSIM 的计算公式如下:

$$\begin{cases} \text{PSNR} = 10 \times \lg \frac{255^2 \times m \times n}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (u(i,j) - u_0(i,j))^2} \\ \text{SSIM} = \frac{(2\mu_u \mu_{u_0} + C_1)(2\sigma_{uu} + C_2)}{(\mu_u^2 + \mu_{u_0}^2 + C_1)(\sigma_u^2 + \sigma_{u_0}^2 + C_2)} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $u$  表示新获得的超分辨率图像,  $u_0$  表示原始超分辨率图像,  $\mu_u = \sum_{i=1}^m \omega_i u_i$ ,  $\sigma_u = (\sum_{i=1}^m \omega_i (u_i - \mu_u))^{\frac{1}{2}}$ ,  $\sigma_{uu}$

$$= \sum_{i=1}^m \omega_i (u_i - \mu_u)(u_{0i} - \mu_{u_0}).$$

图 1、图 2 分别给出了四种方法对 Girl、Goldhill 和 Frog 图像放大 16 倍 (图像的长、宽各放大 4 倍)、对 Frog 和 Baboon 图像放大 64 倍 (图像的长、宽各放大 8 倍) 后的局部放大显示图像,表 4 和表 5 分别给出了对应图 2 和图 2 重建图像的 PSNR 和 SSIM 值的比较.

表 4 对应图 1 重建图像的定量比较

测试图像	本文方法		文献[6]方法		文献[7]方法		文献[8]方法	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Girl	33.81	0.8397	23.78	0.6606	24.11	0.6635	24.33	0.6850
Goldhill	32.37	0.7869	23.53	0.5979	23.93	0.6137	24.59	0.6438
Frog	31.07	0.8752	20.41	0.7432	21.23	0.7568	22.04	0.7892

表 5 对应图 2 重建图像的定量比较

测试图像	本文方法		文献[8]方法		文献[7]方法		文献[6]方法	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Frog	29.31	0.8524	25.49	0.7954	25.40	0.8184	23.98	0.7427
Baboon	26.50	0.7593	22.57	0.6798	21.94	0.6952	21.30	0.6342

从表 4 和表 5 可以看出,本文所提出的方法较文献 [6]方法、文献[7]方法及文献[8]方法在重建高分辨率

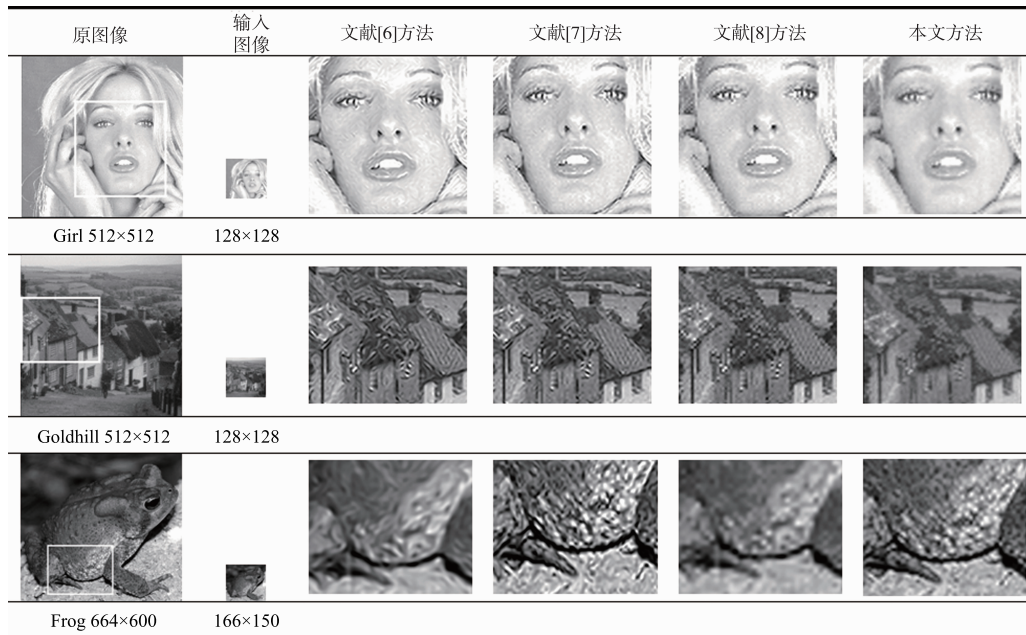


图1 本文方法与文献[6~8]对测试图像放大16倍的局部区域放大显示图像比较

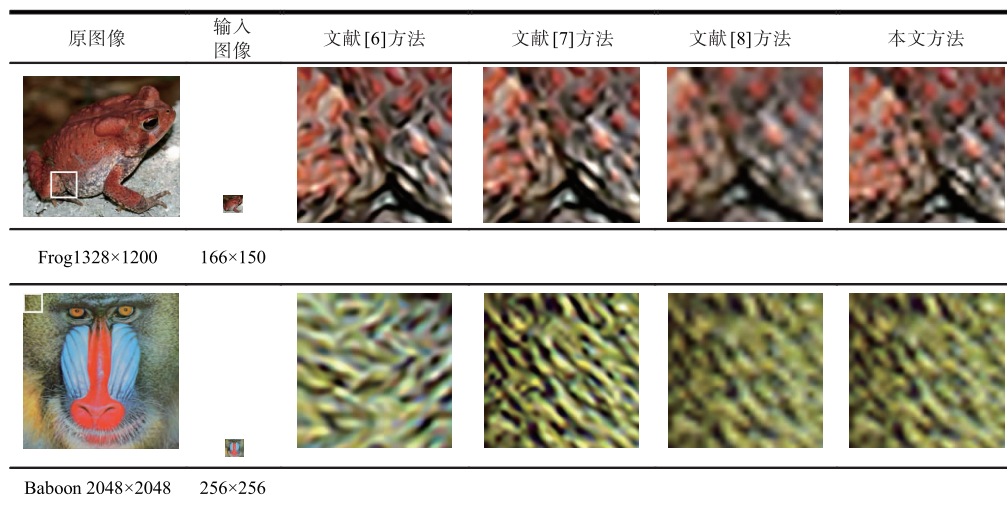


图2 本文方法与文献[6~8]对测试图像放大64倍的局部区域放大显示图像比较

图像的 PSNR 和 SSIM 值的表现上均有提高. 除了定量分析本文方法要优于文献[6~8]方法外, 从图 1 和图 2 也可以明显看出采用本文方法重建图像的主观视觉相对于后者, 特别在纹理丰富区域重构质量有很好的提高. 例如在对  $166 \times 150$  像素的 Frog 图像进行 16 倍插值后的“肚皮”纹理处, 文献[6~8]方法在肚皮纹理细节处, 估计误差较大, 重建效果较模糊, 纹理杂乱, 丢失了图像原有的轮廓细节特征, 而本文方法的视觉效果明显得到了改善. 本文方法在结合小波变换后能较为精确地定位突变信号位置的特性, 利用多角度导向模板对 Frog 图像内“肚皮”处的细节进行准确估计, 重建效果理想. 此外, Girl 与 Goldhill 等局部细节效果图也说明本文方法重建图像的

细节合理准确, 克服了文献[6~8]方法细小密集纹理处重建效果失真明显的问题.

近年来, 基于深度学习的超分辨率重建技术受到关注, 其中以 Chao Dong 等人发表在 ECCV 上的 SRCNN 模型[10]较为典型. 由于该模型在文献中只训练了 4、9、16 倍的放大模型, 本文对测试图像放大 16 倍的情况进行比较. 为客观起见, 我们选取了 SRCNN 主页上自带的 4 幅图像, 并与其提供的 ‘9-1-5 (91 images) \ x4. mat’ 模型进行了对比实验, 实验结果对比图像以及对应的 PSNR、SSIM 的定量分析参见图 3 和表 6. 可以看出两种方法均取得了较好的结构相似性, 同时本文方法具有更好的 PSNR 值.



图3 本文方法与文献[10]方法对测试图像放大16倍的重建图像比较

表 6 对应图 3 重建图像的定量比较

测试图像	文献[10]方法		本文方法	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
barbara	25.70	0.8538	26.36	0.8704
bridge	23.66	0.8221	24.52	0.8211
man	26.65	0.8852	27.30	0.8637

## 5 结语

本文提出的小波域多角度轮廓模板变分模型的单幅图像超分辨率重建方法,通过使用非下采样小波变换并应用 TV 模型对小波域各高频子带方向进行捕捉,根据小波变换的多方向特性,针对水平、竖直和对角线方向的高频子带提出了三类多角度轮廓模板,并使用双三次 B 样条插值来对针子带上所展现的轮廓进行插值.该方法能较好的克服传统插值方法所产生的边缘锯齿化,以及较少轮廓模板所带来的边缘、纹理丰富区域的失真现象.大量的仿真实验可以看出,本文算法在视觉效果及客观度量两方面都取得了更好的重建效果.

## 参考文献

- [1] Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframe [J]. *Acoustics Speech & Signal Processing IEEE Transactions on*, 1990, 38(6): 1013 - 1027.
- [2] 卫保国, 惠卫华. 自适应耦合方向扩散和冲击滤波的图像放大[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(4): 533 - 537.
- [3] Zhang L, Wu X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(8): 2226 - 38.
- [4] Demirel H, Anbarjafari G. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(5): 1458 - 60.
- [5] Mueller N, Lu Y, Do M N. Image interpolation using multi-scale geometric representations [J]. *Proc SPIE*, 2007, 13(6498): 341 - 353.
- [6] Getreuer P. Image Interpolation with contour stencils [J]. *Quality of Life Research*, 2011, 1(4): 389 - 399.
- [7] Getreuer P. Contour Stencils: Total variation along curves for adaptive image interpolation [J]. *Siam Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(3): 954 - 979.
- [8] 王相海, 毕晓昀, 傅博, 等. 多方向模板变分模型的单幅图像超分辨率重建 [J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(8): 977 - 985.
- [9] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1-4): 259 - 268.
- [10] Dong C, Chen C L, He K, et al. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution [M]. *Switzerland: Springer International Publishing*, 2014. 184 - 199.

## 作者简介



王相海(通信作者) 男,1965年11月出生  
于吉林省汪清县.现为辽宁师范大学计算机  
与信息技术学院教授、博士生导师.主要研究方  
向为多媒体信息处理.

E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn



赵晓阳 女,1994年4月出生  
于辽宁省沈阳市.现为辽宁师范大学计算机与信息技术学  
院硕士研究生.主要研究方向为数字图像处理  
与深度学习.

E-mail: zxy\_lnnu@163.com



毕晓昀 女,1989年6月出生  
于辽宁省大连市.硕士就读于辽宁师范大学计算机与信息  
技术学院.主要研究方向为数字图像处理.

E-mail: yunyun\_0619@163.com



陶兢喆(通信作者) 男,1987年3月  
出生于广西省南宁市.现为辽宁师范大学城市与环境  
学院博士研究生.主要研究方向为高光谱影  
像融合.

E-mail: blueuranus@uestc.edu.cn