

文章编号:1004-9037(2012)02-0173-06

# 基于学习的 NSCT 的指纹图像超分辨率重建

吴巧玲 倪 林 何德龙 刘 权

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系,合肥,230027)

**摘要:**非下采样Contourlet变换(Nonsubsampled contourlet transform, NSCT)采用非抽样金字塔结构和非抽样方向滤波器组构成,具有Contourlet变换所不具备的平移不变性、较高冗余度等优良特性,而且能够克服伪吉布斯现象。图像经过非下采样Contourlet变换后分解成多尺度、多方向的细节信息,这些细节信息代表了图像不同频带不同方向的特征,这就简化了系数之间的关系。基于学习的超分辨率重建算法具有整体的预测性,将非下采样Contourlet变换和基于学习的算法相结合,在一定程度上提高训练精度。针对指纹图像的实验证明该算法具有良好的性能,重建的图像纹理性细节信息较好,基本保持了原指纹图像的特征点,更接近于原始的高分辨率图像。

**关键词:**图像超分辨率;指纹;非下采样Contourlet变换

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

## Fingerprint Image Super-Resolution Reconstruction Based on NSCT Learning

*Wu Qiaoling, Ni Lin, He Delong, Liu Quan*

(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei, 230027, China)

**Abstract:** The nonsubsampled contourlet transform (NSCT) is based on a nonsubsampled pyramid structure and nonsubsampled directional filter banks. NSCT is shift-invariant, of high redundancy compared with the contourlet transform, and it can overcome pseudo-Gibbs phenomenon. An image can be decomposed into multiscale and multidirectional details. These details represent image characteristics in different directions and different frequency bands, which simplifies the relationship between coefficients. Learning-based super-resolution reconstruction algorithm has the predictability of a whole image, and learning-based method combined with NSCT can improve training accuracy. Experiments with fingerprint images show that the algorithm has good performance. Furthermore, the reconstructed images can maintain the feature points possessed of the high resolution images and they are closed to the original image with good texture details.

**Key words:** image super-resolution; fingerprint; nonsubsampled contourlet transform

### 引 言

图像超分辨率技术<sup>[1]</sup>指在不改变图像探测系统的前提下,采用信号处理的方式,通过一幅或多幅低分辨率图像来估计一幅较高分辨率的图像,其在医学诊断、卫星成像、视频监控、遥感等领域有着

重要的应用。目前,超分辨率技术主要分为3大类<sup>[2]</sup>:基于插值、基于重建、基于学习的方法。插值的方法指利用图像已知近邻像素点的灰度值来产生未知像素点的灰度值,再生出具有更高分辨率的图像,然而简单的插值方法,如Cubic插值<sup>[3]</sup>方法等容易产生锯齿边缘和马赛克现象。近年来,通过挖掘图像先验知识插值的方法得到了较好的效果,

Dai 等<sup>[4-5]</sup>利用背景/前景描述子来表示图像块,重建出边缘清晰的图像;Sun 等<sup>[6]</sup>挖掘图像结构的梯度剖面先验值,并应用于超分辨率图像重建;Han 等<sup>[7]</sup>利用双边滤波器将含噪图像分解为细节层和基层,抑制细节层的噪声,再通过边缘保护的插值方法有效对含噪图像重建出高分辨率图像。重建的方法指按照特定的退化模型,通过输入的低分辨率图像来估计高分辨率图像,通常需要输入同一场景的多帧图像,主要有频域法和空域法:频域法<sup>[8-9]</sup>理论简单,但局限性大,很难引入图像先验知识来进行重建,应用比较少;空域法<sup>[10-12]</sup>主要有迭代反向投影法、凸集投影法、最大后验概率法、盲重建技术等。当图像放大倍数较大或所能获得的输入图像数目较少时,重建方法得到的图像质量会迅速退化。基于学习的方法的思想是寻找高、低分辨率图像之间的映射关系,通过事先建立的图像库寻求最优解。最早是Freeman 等<sup>[13-14]</sup>提出将图像分块,通过块间的互补信息重建图像;Baker 等<sup>[15-16]</sup>将基于学习的算法用于人脸图像的重建;Capel 等<sup>[17]</sup>用主分量分析(Principal component analysis, PCA)基函数表示图像来降低空间维数,并将低维空间的图像模型应用到最大似然(Maximum likelihood, ML)估计和最大后验概率(Maximum a posterior probability, MAP)估计;Lee 等<sup>[18]</sup>采用两步法,通过训练的方式得到高分辨率的图像边缘部分,对非边缘部分采用传统的插值方法。本文的研究重点集中于基于学习的超分辨率技术。基于非下采样 Contourlet 变换(Nonsampled contourlet transform, NSCT)由 Cunha 等<sup>[19]</sup>提出,它在 Contourlet 变换的基础上去掉采样操作,具有平移不变性,能够克服 Contourlet 变换在构造过程中由下采样引起的伪吉布斯现象。

由于指纹的良好的唯一性和不变性,指纹识别已经被广泛认可,被广泛应用到银行、军队、电子商务等领域。一般而言,指纹的识别技术依赖于采集到的指纹图像的质量,而采集到的指纹图像大多含有噪声或不清晰,或只是指纹的部分图像,要正确识别指纹,就要对其进行去噪、增强等预处理操作。本文主要针对如何保持指纹图像的纹理性来重建指纹图像,结合非下采样 Contourlet 变换的特点,利用基于学习的方法对其进行了超分辨率重建,使用峰值信噪比、指纹图像的特征点及能够训练出的系数比例来衡量图像质量,实验表明,算法得到的图像效果较好。

## 1 非下采样 Contourlet 变换

与 Contourlet 变换<sup>[20]</sup>类似,NSCT<sup>[19]</sup>由用于多尺度分析的金字塔和用于方向分析的方向滤波器两部分组成,它对每个尺度允许不同数目的方向分解,是一种多分辨率和多方向的分解,从而得到不同尺度、方向的特征;与 Contourlet 变换不同的是,NSCT 在图像分解、重构的过程中取消了采样环节,由一个非下采样的金字塔结构(Nonsampled pyramid, NSP)和非下采样的方向滤波器组(Nonsampled directional filter bank, NSDFB)组成,使得 NSCT 具有良好的平移不变性。在信号处理中,冗余性基函数通常能有效捕捉某些信号特征,且表示方式简易灵活,在图像去噪、增强、边缘检测等应用中,冗余性表示要优于非冗余性表示。NSCT 能够提供高冗余度,且其方向选择性更强。

图 1 为 NSCT 的实现结构图,首先采用 NSP 获得图像的多尺度分解,将输入的二维信号分解为一个低频子带和一个高频子带,然后采用 NSDFB 对高频子带进行方向分解(分解系数必须是 2 的整数次幂,不同尺度可以有不同的方向分解数),在低频子带重复上述过程,实现 NSCT。由于 NSCT 整个分解过程没有任何抽样环节,因此各尺度下各方向子带均与原输入图像有相同的尺寸。

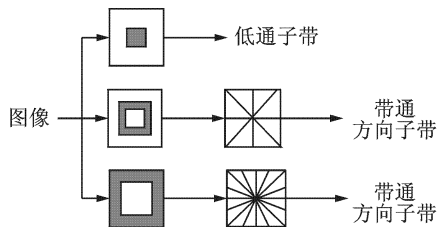


图 1 NSCT 结构图

### 1.1 非下采样金字塔

NSP 结构图如图 2(a),其中 NSP 由两通道非下采样滤波器组(Nonsampled filter bank, NSFB)迭代实现,该滤波器组没有进行下采样。下一级的 NSFB 由上一级的 NSFB 组进行  $2 \times 2$  的行列采样构成。使用 NSFB 对低频部分迭代滤波构成 NSP。图 2(b)为非下采样金字塔滤波器(Nonsampled pyramid filter bank, NSPFB)一级分解重建示意图,其中  $H_0(z)$  为低通分解滤波器,  $H_1(z)$  为高通分解滤波器,  $G_0(z)$  为低通重建滤波器,  $G_1(z)$  为高通重建滤波器。

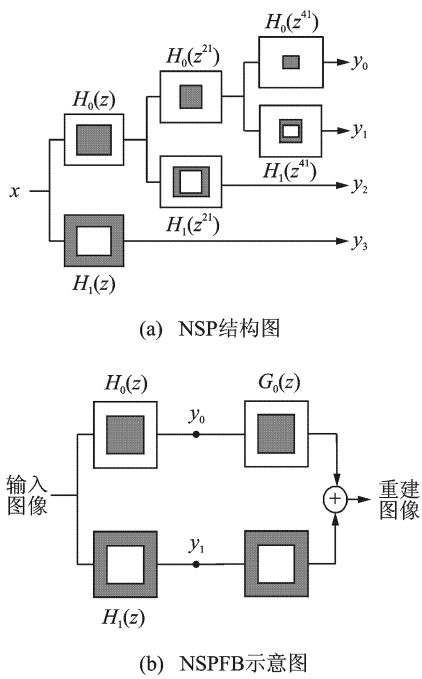


图 2 NSP 及 NSPFB 机构图

### 1.2 非下采样方向滤波器组

NSDFB 的基本模块也是一个双通道的非下采样滤波器组,其结构为先经过扇形滤波器组和象限滤波器组将图像分为 4 个方向的子带;然后经过平行滤波器组的迭代分为各个不同方向的子带。此过程也避免了图像的采样操作,具有平移不变性。

图 3(a)显示了 NSDFB 分解中双通道滤波器组的迭代结构,其输出的等价滤波器可以描述为

$$y_k:U_k^{eq}(z) = U_k(z)U_k(z^Q) \quad k = 0,1,2,3 \quad (1)$$

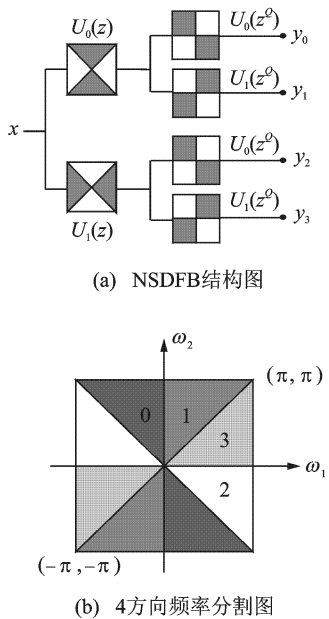


图 3 NSDFB 结构图及 4 方向频率分割图

得到如图 3(b)所示的 4 方向频率分割,  $y_k$  输出分别对应于图(b)中的  $k(k=0,1,2,3)$  方向。可知若对某尺度下子带图像进行  $k$  级方向分解,可得到  $2^k$  个与原始输入图像尺寸大小相同的方向子带图像。图像经过  $J$  级 NSCT 分解后可得到 1 个低频子带图像和  $\sum_{j=1}^J 2^{k_j}$  个带通方向子带图像,其中  $k_j$  为尺度  $j$  下的方向分解级数。

## 2 基于学习的 NSCT 图像超分辨率

由于 Contourlet 变换过程中的塔形滤波带结构具有非常有限的冗余度,在拉普拉斯金字塔和方向滤波带分解过程中都有上下采样操作,不具有平移不变性,由此在图像复原时运用此变换容易在奇异点周围引入伪吉布斯现象。针对这些缺陷,本文提出了以下改进算法,采用基于非下采样的 Contourlet 变换,其高冗余度保证了图像经过 NSCT 后所得各个子带的视觉特征及信息更加完整性,且其低频子带不会有频率混淆现象,具有更强的方向选择性。

假定对一幅高分辨率图像(HR,  $M \times M$ )的行、列分别进行 2 抽样,得到一幅低分辨率图像(LR,  $M/2 \times M/2$ ),将此低分辨率图像作为输入图像。由于 NSCT 得到的各级子带图像与源图像具有大小相同的特征,为了后续的学习过程,首先将低分辨率图像( $M/2 \times M/2$ )采用传统的插值方法(本文采用 Nearest 法)放大为  $M \times M$  大小的图像。对此插值放大后的图像做 NSCT 变换,取  $a$  个金字塔层,每个金字塔层分解为  $b_i(i=1,2 \dots, a)$  个方向子带(每一层可以取不同数值)。对高分辨率图像库中的所有图像分别做  $a+1$  层的 NSCT 分解,对前  $a$  个金字塔层分解为  $b_i(i=1,2 \dots, a)$  个方向子带(要与低分辨率图像每一层的方向数相同),对第  $a+1$  个金字塔层分解为  $c$  个方向子带。以图 4 为例,对插值后的低分辨率图像做 1 个金字塔层 2 方向的 NSCT 变换,对图像库中的每一幅高分辨率图像做 2 个金字塔层的 NSCT 变换,第 1 金字塔层分解为 2 方向,第 2 金字塔层分解为 4 方向。本文目的是要学习低分辨率图像第 2 个金字塔层的 4 个方向子带的 NSCT 系数,即图 4(b)中虚线所描述的部分。

假定低分辨率图像每个子带对应位置  $(i, j)$  处的 NSCT 系数为  $d(i, j)$ ,训练库中第  $m$  幅高分辨率图像在每个子带对应位置  $(i, j)$  处的 NSCT 系数为  $d_{(m)}(i, j)$ 。仍以图 4 为例,考虑低频子带 0、高频子带 1,2,以最小绝对误差准则<sup>[21-22]</sup>(Minimum absolute difference, MAD)作为估计 NSCT 系数的标

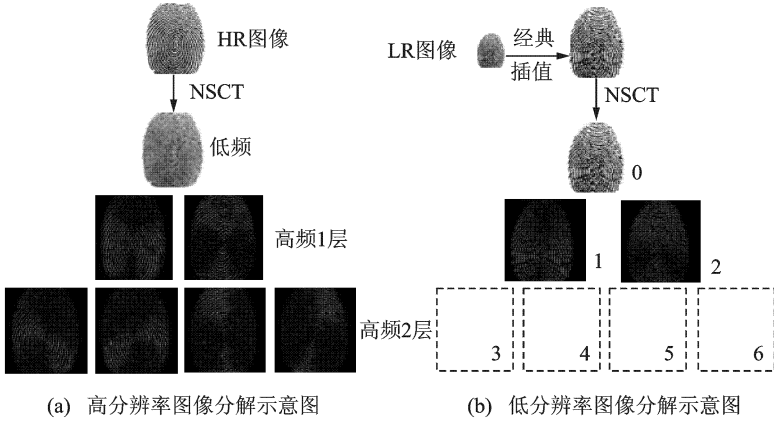


图 4 图像分解示意图

准。首先计算低分辨率图像NSCT系数与每一幅高分辨率图像对应位置NSCT系数的绝对误差和,寻找绝对误差和的最小值,如下

$$\hat{m}(\hat{p}, \hat{q}) = \underset{m, \hat{p}, \hat{q}}{\operatorname{argmin}} S \quad (2)$$

式中

$$S = S_0 + S_1 + S_2 \quad (3)$$

$$S_0 = |d_0(i, j) - d_{0(m)}(i, j)| \quad (4)$$

$$S_1 = |d_1(i, j) - d_{1(m)}(i, j)| \quad (5)$$

$$S_2 = |d_2(i, j) - d_{2(m)}(i, j)| \quad (6)$$

式中: $d_{J(m)}$ 为第 $m$ 幅训练图像在第 $J$ 个方向子带处的NSCT系数; $\hat{m}(\hat{p}, \hat{q})$ 为训练图像库中第 $\hat{m}$ 幅图像在 $(\hat{p}, \hat{q})$ 对应位置处的NSCT系数,是测试图像在 $(i, j)$ 位置处的最佳匹配值。选定一个阈值,如果MAD不大于此阈值,则有4(b)中虚线部分系数的近似估计值,如下

$$d_3(i, j) := d_{3(\hat{m})}(\hat{p}, \hat{q}) \quad (7)$$

$$d_4(i, j) := d_{4(\hat{m})}(\hat{p}, \hat{q}) \quad (8)$$

$$d_5(i, j) := d_{5(\hat{m})}(\hat{p}, \hat{q}) \quad (9)$$

$$d_6(i, j) := d_{6(\hat{m})}(\hat{p}, \hat{q}) \quad (10)$$

学习过程的算法实现如下:

(1)对一幅低分辨率图像插值,得到与训练库中高分辨率图像大小相同的图像,对插值后的图像和训练库中的图像分别做NSCT变换,变换层数及方向数规则同上(实验中可以根据图像特点选定);

(2)计算低分辨率图像和高分辨率图像NSCT系数的绝对误差和,并寻找其最小值;

(3)选定某阈值,若最小绝对误差和不大于此阈值,则将此图像对应位置处的NSCT系数赋值给低分辨率图像的NSCT系数的未知部分,否则置为0;

(4)重复(2,3)过程;

(5)进行NSCT逆变换,获得高分辨率图像。

### 3 实验结果与分析

实验中选取一幅图像( $256 \times 256$ )进行2抽样,得到待恢复的低分辨率图像( $128 \times 128$ ),选取40幅高分辨率图像作为训练样本,阈值选为60。以指纹图像为例,图5(a,b)为原始的高分辨率图像,图5(c,d)为对其进行2抽样的低分辨率图像,图5(e-j)分别为对图5(c,d)的Nearest插值,Cubic插值和Contourlet学习方法所得到的图像,图5(k-l)为本文方法重建得到的图像。由于指纹图像的特殊性,它具有端点、分叉点等特征点,可以用特征点来衡量指纹图像的质量。对原始和重建的指纹图像的端点、分叉点处局部放大,如图6所示,图6(a-e)分别为对图5(a,e,g,i,k)图局部的放大,从视觉效果上可以看到Nearest恢复的图像[图5(e-f)]边缘不够平滑,端点处不够清晰,Contourlet学习和本文方法得到的图像[图5(i-l)]更接近于原图像,基本保留了原图像的特征点。

凭主观视觉很难说明算法优劣。峰值信噪比(Peak signal-to-noise ratio, PSNR)是评价图像失真度的有效方法,为此本文使用均方误差对重建后的图像进行评价,PSNR定义为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left( \frac{255 \times 255}{\text{MSE}} \right) \quad (11)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g(i, j) - f(i, j))^2 \quad (12)$$

式中: $M, N$ 是图像的行列数; $f(i, j), g(i, j)$ 分别表示原始图像和重建图像在像素点 $(i, j)$ 处的灰度值。表1是重建图像与原始图像的峰值信噪比,数据表明本文的图像重建方法更逼近原图像,其效果明显好于Cubic插值、Nearest插值,略好于Contourlet学习的插值方法。

从算法来看,Contourlet变换由于不同层间系

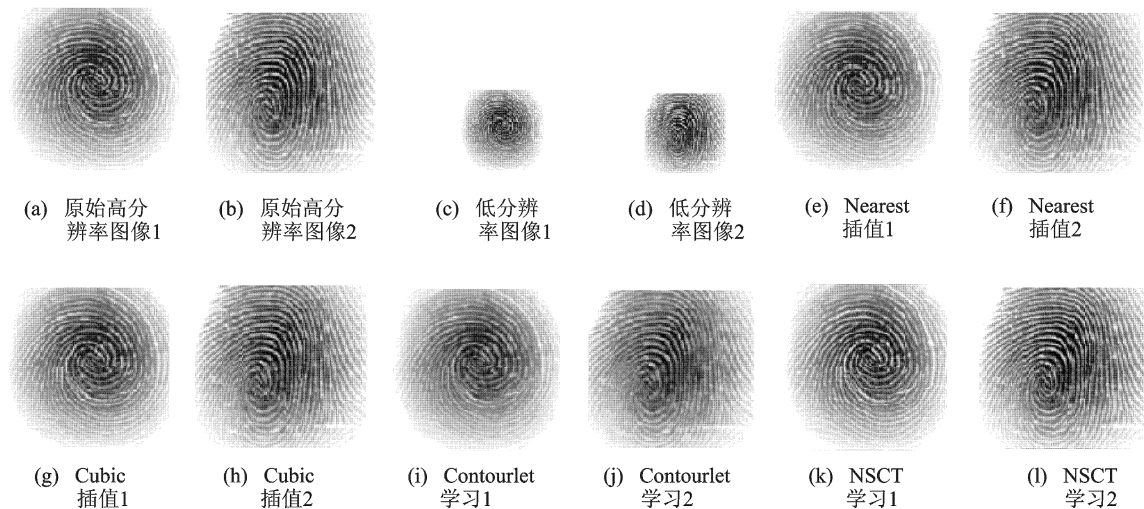


图5 不同方法的重建结果

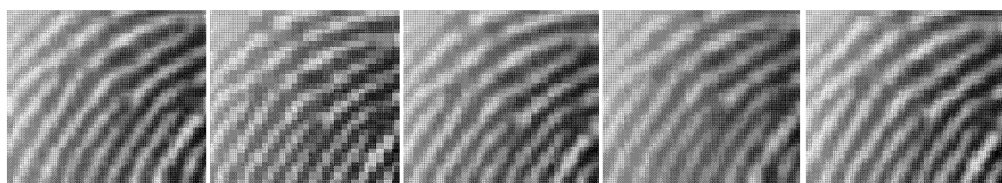


图6 对图5(a,e,g,i,k)的局部放大

数个数是不相同的,所以要每一层分别进行训练,而NSCT变换后不同层间每一个方向的系数个数是相同的,所以可以同时系数训练,相对算法比较简单。再看系数恢复的情况,实验证明,从高分辨率图像库中学习低分辨率图像未知的Contourlet系数,统计得约20.1%的Contourlet系数被训练出来,其他约79.9%的系数被置为0,而采用基于NSCT学习的方法,大约有35.7%的NSCT系数被训练出来,其余64.3%的系数没有匹配的系数值而被置为0。可见,基于NSCT学习的超分辨率重建算法对系数的重建效果更好。

表1 峰值信噪比表

PSNR	Cubic 插值	Nearest 插值	Contourlet 学习	NSCT 学习
图5(a)	23.50	25.90	26.12	27.70
图5(b)	20.97	23.84	24.91	25.38

## 4 结束语

本文提出了基于学习的NSCT的图像超分辨率重建算法,建立高分辨率图像库,对其进行NSCT变换,用学习的方法训练低分辨率图像未知的NSCT系数;采用最小绝对误差准则进行最优匹

配,针对指纹图像的重建做了相应实验。实验结果表明,通过选择合适的阈值,本文算法可以捕捉到较好的边缘,恢复出的图像分辨率较高,较好地保持了图像纹理性和原始高分辨率图像的特征点,且能够较好地训练出未知的NSCT的系数,更接近于原始高分辨率图像。如何在保持图像较好纹理性细节的同时提高图像对比度、提高算法运行速度是下一步有待解决的问题。

### 参考文献:

- [1] Sung C P, Min K P, Moon G K. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36.
- [2] Yang Jianchao, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [3] Hsieh H, Andrews H. Cubic splines for image interpolation and digital filtering [J]. IEEE Trans on Speech and Signal Processing, 1978, 26(6): 508-517.
- [4] Dai Shengyang, Han Mei, Xu Wei, et al. Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution

- [C]//7th IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, Minnesota, USA; IEEE Computer Society Press, 2007:1-8.
- [5] Sun Jian, Xu Zongben, Heung-Yeung S, et al. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2011, 20(6):1529-1542.
- [6] Sun Jian, Xu Zongben, Heung-Yeung S. Image super-resolution using gradient profile prior[C]//8th IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, Alaska, USA; IEEE Computer Society Press, 2008:1-8.
- [7] Han Jong-Woo, Jun-Hyung K, Sung-Hyun C, et al. A novel image interpolation method using the bilateral filter[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2010, 56(1):175-181.
- [8] Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive reconstruction of high resolution image from noisy undersampled multiframe[J]. IEEE Trans on Speech and Signal Processing, 1990, 38(6): 1013-1027.
- [9] Kim S P, Su W Y. Recursive high-resolution reconstruction of blurred multiframe images [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1993, 2(4): 534-539.
- [10] Ben-Ezra M, Zomet A, Nayar S K. Video super-resolution using controlled subpixel detector shifts [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 977-987.
- [11] Chantas G K, Galatsanos N P, Woods N A. Super-resolution based on fast registration and maximum a posteriori reconstruction[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(7): 1821-1830.
- [12] Sroubek F, Cristobal G, Flusser J. A unified approach to super-resolution and multichannel blind deconvolution[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(9): 2322-2332.
- [13] Freeman W T, Pasztor E C, Carmichael O T. Learning low-level vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 25-47.
- [14] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution[J]. Computer Graphics and Applications, IEEE, 2002, 22(2): 56-65.
- [15] Baker S, Kanade T. Hallucinating faces [C]//4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Grenoble, France; IEEE Computer Society Press, 2000:83-88.
- [16] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1167-1183.
- [17] Capel D, Zisserman A. Super-resolution from multiple views using learnt image models[C]//11th IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, Hawaii, USA; IEEE Computer Society Press, 2001:627-634.
- [18] Lee Ji-Hoon, Jong-Ok K, Jong-Woo H, et al. Edge-oriented two-step interpolation based on training set [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2010, 56(3): 1848-1855.
- [19] Da Cunha A L, Zhou Jianping, Do M N. The non-subsampled contourlet transform; theory, design, and applications[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [20] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [21] Jiji C V, Joshi M V, Chaudhuri S. Single-frame image super-resolution using learned wavelet coefficients[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2004, 14(3): 105-112.
- [22] Jiji C V, Chaudhuri S. Single-frame image super-resolution through contourlet learning [ J ]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006(73767): 1-11.

**作者简介:**吴巧玲(1986-),女,硕士研究生,研究方向:图像超分辨率重建、压缩感知及小波变换等,E-mail:qiaolwu@mail.ustc.edu.cn;倪林(1967-),男,副教授,博士,研究方向:图像检索、生物特征识别、视觉信息处理、小波变换等;何德龙(1988-),男,硕士研究生,研究方向:图像检索及小波变换等;刘权(1980-),男,硕士研究生,研究方向:提升小波及图像去噪等。