

基于 Log-WT 的人脸图像超分辨率重建

乔建苹 刘 璐 闫 华 孙建德
(山东大学信息科学与工程学院 济南 250100)

摘要: 目前已有的基于学习的人脸超分辨率图像重建算法大都对亮度变化特别是阴影非常敏感, 针对这一缺点, 该文提出了一种不随光照变化的图像表示方法——对数-小波变换(Log-WT), 并在此基础上构造了一种新的人脸超分辨率图像重建算法。该方法首先利用 Log-WT 变换提取低分辨率图像与光照无关的内在特性, 然后借助流形学习的思想建模高分辨率图像和低分辨率图像之间的关系, 并对其加入人脸图像的“专用”先验约束, 从而同时实现了超分辨率重建和图像增强。仿真结果表明该算法有效克服了传统方法受光照因素影响的缺点, 在提高图像分辨率的同时克服了光照因素的影响, 特别是对阴影效应的消除具有明显效果, 将该方法应用于人脸识别, 有效提高了识别率。

关键词: 人脸超分辨率; Log-WT 变换; 流形学习; 阴影消除

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1276-05

A Log-WT Based Super-resolution Algorithm

Qiao Jian-ping Liu Ju Yan Hua Sun Jian-de

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: Most learning-based super-resolution algorithms neglect the illumination problem. In this paper, a new image representation called Logarithmic-Wavelet Transform (Log-WT) is developed for the elimination of the lighting effect in the image. Meanwhile, a Log-WT based method is proposed to combine super-resolution and shadow removing into a single operation. In this method first intrinsic, illumination invariant features of the image are extracted with exploiting logarithmic-wavelet transform. Then an initial estimation of high resolution image is obtained based on the assumption that small patches in low resolution space and patches in high resolution space share the similar local manifold structure. Finally the target high resolution image is reconstructed by applying the special face constraints in pixel domain. Experimental results demonstrate that the proposed method simultaneously achieves single-image super-resolution and image enhancement especially shadow removing. After that, reconstruction results are used for face recognition which improves the recognition rate.

Key words: Face super-resolution; Logarithmic-Wavelet Transform (Log-WT); Manifold learning; Shadow removal

1 引言

超分辨率(Super Resolution, SR)图像重建技术是指由同一场景的低分辨率(Low Resolution, LR)退化图像序列估计一幅或多幅清晰的高分辨率(High Resolution, HR)图像。人脸图像超分辨率是 SR 技术在人脸这类特殊图像上的应用, 主要用于人脸识别和跟踪等, 在公安系统, 监控系统, 电子商务等领域具有重要价值。

目前已有的超分辨率重建算法主要有基于重建的方法^[1-3]和基于学习的方法^[4-9]两类。由于传统的基于重建的方法在提高分辨率时, 随着分辨率提高倍数的增加, 算法性能下降很快, 出现如图像细节丢失, 边缘模糊等问题^[5], 因而基于学习的方法近年来成为研究的热点。该类方法不仅克

服了传统方法在分辨率提高倍数方面的局限性, 而且可以实现单幅图像的超分辨率。基于学习的概念首次由 Freeman 等人^[6]提出, 其基本思想是先学习低分辨率图像与高分辨率图像之间的关系, 然后利用这种关系来指导对图像进行超分辨率, 该文采用马尔科夫网络建模 LR 和 HR 图像块间的关系, 学习因降质丢失的高频分量, 然后与插值得到的初始估计相加恢复出高分辨率图像; 针对人脸图像超分辨率, Baker^[5]等首次提出了“人脸幻想”的思想, 通过识别局部特征得到高频分量。Liu^[7]等给出一个全局参数模型和局部非参数模型相结合的方法, 但结果较为平滑。与上述使用概率模型的方法相比, Chang 等人^[8]认为高分辨率和低分辨率图像块间可以构成具有相似局部几何结构的流形, 提出了基于流形学习的方法。Liu 等人^[9]在此基础上利用 GSVD 补充丢失的细节, 改善了重建结果。但这些方法中都没有考虑光照的角度和强度等因素, 当光照发生变化特别是存在阴影效应时, 通过学习得到的模型不再有效, 从而算法性能大大下降。

2006-11-20 收到, 2007-04-27 改回

新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0582)和教育部博士点专项基金(Grant No. 20050422017)资助课题

针对这一问题,本文提出一种不随光照变化的图像表示方法——对数-小波变换(Logarithmic-Wavelet Transform, Log-WT),并在此基础上构造了一种新的超分辨率图像重建算法。该方法首先通过 Log-WT 变换提取光照不变量作为图像特征,构建内在低维嵌套空间,然后借助于局部线性嵌套的思想建模高分辨率图像和低分辨率图像间的关系,最后根据人脸模型的先验知识,应用 POCS 算法对结果加以修正。仿真结果表明该算法可同时实现图像的超分辨率重建和图像增强,特别是对阴影效应的消除具有明显效果。与传统的基于学习的 SR 算法相比,本文考虑了光照的角度和强度等因素的影响,不仅有效克服了算法对光照变化的敏感性,而且在增强图像分辨率的同时消除了光照的影响,实现了图像增强,尤其是阴影效应的消除。

2 数学模型

传统的超分辨率图像重建中,图像退化的数学模型可以描述为

$$y = DHx + n \quad (1)$$

式中 y 为观测的低分辨率图像, x 表示未知的高分辨率图像,即物体的本来面貌, H 和 D 分别表示模糊函数和欠采样因子, n 为噪声。而在实际的图像形成过程中,可能存在光照的角度和强度等因素的变化。根据 land 理论,图像的形成主要由两部分构成,分别是入射光和反射物体,光照变化条件下照相机接收到的图像可以表示为

$$L = Ex \quad (2)$$

其中 E 表示入射光, x 表示物体的本来面貌, L 是照相机接收到的图像。因而本文要解决的考虑光照变化的单幅图像的超分辨率问题可描述如下:

$$y = DHL + n = DHEx + n \quad (3)$$

3 人脸超分辨率重建及识别

3.1 对数-小波变换

定义 1 图像 X 的对数-小波变换(Log-WT)定义为

$$\{X_{LL}, X_{LH}, X_{HL}, X_{HH}\} = WT(\log(X + \epsilon)) \quad (4)$$

其中 ϵ 为常数,当对应像素值为 0 时, ϵ 取值为小的正实数;当对应像素值不为 0 时, ϵ 为 0,以保证对数取值的存在。 X_{LL} 和 X_{LH} , X_{HL} , X_{HH} 分别为平稳小波分解后的概貌系数和细节系数。

上述变换的一个重要性质是:当图像 X 具有光照变化时,经上述变换后,其细节子图具有光照不变性。下面对这一性质进行具体分析:

根据 retinex 理论,图像 X 的光照-反射模型可表示为

$$X = IR \quad (5)$$

其中 R 为高频表面反射分量,是图像的内在表示,反映图像内容,随图像细节不同在空间上作快速变化; I 为低频光照分量,是外在的,通常在空间上具有缓慢变化的性质。所以反射分量的频谱大部分落在空间高频区域,而照射分量的频谱则落在空间低频区域。在 Log-WT 变换中,首先取对数把方程式(5)中的相乘变成相加,然后对其进行小波变换。小波变换得到的概貌系数相当于对 $\log(X + \epsilon)$ 进行低通滤波的结果,恰好对应光照分量;而细节系数则相当于高通滤波的结果,恰好对应反射分量。所以经 Log-WT 变换后,得到的细节子图具有光照不变性。为了进一步说明这一性质,图 1 给出了同一场景中不同光照条件下的两幅图像图 1(a),图 1(f)的 Log-WT 结果。同时为了便于比较,给出了其对应的梯度图像,如图 1(b),图 1(g)所示。可以看出当光照的强度和角度发生变化时,梯度图像不能反映图像的内在性质,而 Log-WT 的细节子图则能够提取图像的内在特性,去除与光照相关的外在因素,具有不随光照变化的特性。

3.2 人脸图像超分辨率重建

基于以上分析并结合流行学习的思想,本文利用 Log-WT 提取图像光照不变量,形成特征矢量,构建流形学习的内在低维空间,然后建模高分辨率矢量空间和低分辨率矢量空间的关系进行超分辨率重建,同时去除光照的影响,这也是本文算法能同时实现分辨率增强和阴影消除的基础。

设训练图像集用 $\{X_k\}_{k=1}^K$ 表示, $\{Y_k\}_{k=1}^K$ 为对应的低分辨率图像集, K 表示选取的训练图像的个数。整个算法流程如图 2 所示,主要步骤描述如下:

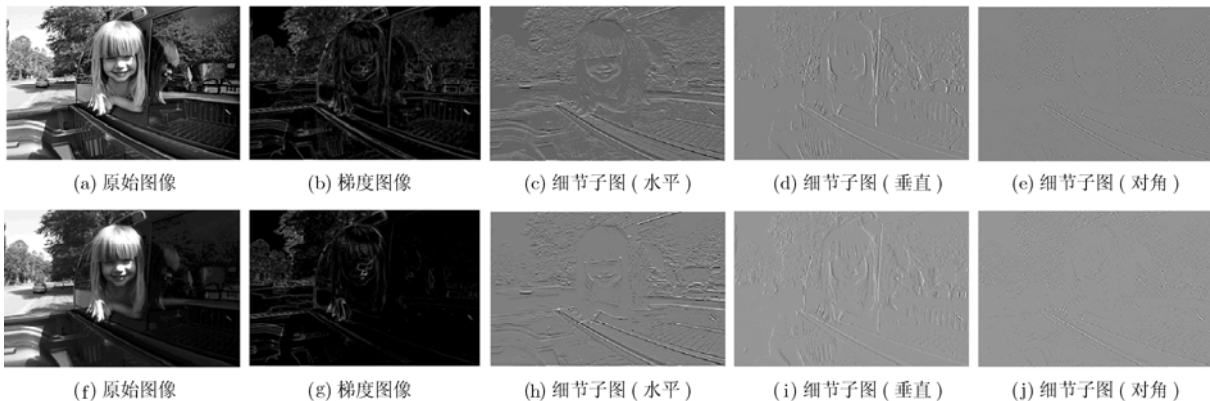


图 1 梯度图像与 Log-WT 变换结果比较

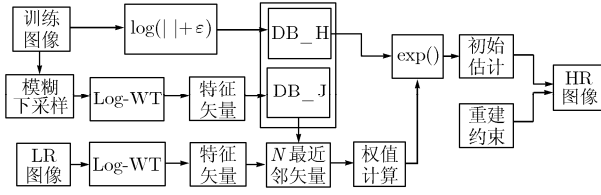


图2 基于 Log-WT 的超分辨率图像重建算法流程示意图

步骤 1 选定训练图像集 $\{X_k\}_{k=1}^K$ ，根据低分辨率图像产生的模型对其进行模糊和降采样得到对应的低分辨率图像集 $\{Y_k\}_{k=1}^K$ 。

步骤 2 特征提取。对 LR 图像进行 Log-WT 变换，取其细节系数 Y_{LH}, Y_{HL}, Y_{HH} 构成特征图像，水平、垂直和对角系数分别构成特征图像集并分别用 $\{S_k\}_{k=1}^K, \{V_k\}_{k=1}^K, \{D_k\}_{k=1}^K$ 来表示。

步骤 3 数据库的形成。首先对训练图像取对数变换，形成数据集 $\{XO_k\}_{k=1}^K$ ；然后将 $\{XO_k\}_{k=1}^K$ 以及 $\{S_k\}_{k=1}^K, \{V_k\}_{k=1}^K, \{D_k\}_{k=1}^K$ 分成相互交叠的图像块，并写成行向量的形式，得到数据集 $\{P_{XO,i}^k\}_{i=1}^m, \{P_{S,i}^k\}_{i=1}^m, \{P_{V,i}^k\}_{i=1}^m, \{P_{D,i}^k\}_{i=1}^m$ ，其中 m 为每幅图像的图像块的个数；最后将 $\{P_{S,i}^k\}_{i=1}^m, \{P_{V,i}^k\}_{i=1}^m, \{P_{D,i}^k\}_{i=1}^m$ 对应位置的矢量首尾相接，组成一个新的数据集 $\{P_{J,i}^k\}_{i=1}^m$ 。最终得到的数据库由两部分组成：一部分为由 $\{P_{XO,i}^k\}_{i=1}^m$ 形成的数据集 DB_H，另一部分是由 $\{P_{J,i}^k\}_{i=1}^m$ 形成的数据集 DB_J。

步骤 4 给定一幅低分辨率图像 y ，首先按照步骤 2 的方法进行特征提取，然后对特征图像分块构造特征矢量，每一个特征向量可以看作特征空间中的一点 p_y ，然后根据某一距离准则在 DB_J 中寻找 p_y 的 N 个最近邻矢量 $\{P_{J,n}\}_{n=1}^N$ 。

步骤 5 根据流形学习中局部线性嵌套(LLE)算法的思想，通过最小化下述代价函数计算最佳权值 w_n ：

$$J = \left\| p_y - \sum_{n=1}^N w_n P_{J,n} \right\|^2 \quad \text{s.t.} \quad \sum_{n=1}^N w_n = 1 \quad (6)$$

令 $W = [w_1, w_2, \dots, w_N]^T$ ， $P_J = [P_{J,1}, P_{J,2}, \dots, P_{J,N}]_{3 \times d^2 \times N}$ ， $P_y = [p_y, p_y, \dots, p_y]_{3 \times d^2 \times N}$ ，其中 $d \times d$ 为 LR 图像块的大小。利用最小二乘法求解上述代价函数，得

$$W = \frac{A I_1}{I_1^T A I_1} \quad (7)$$

其中 $A = (B + r I_2)^{-1}$ ， $B = (P_y - P_J)^T (P_y - P_J)$ ，为了保证 B 的逆存在，加一个小的正实数 r ； $I_1 = [1, 1, \dots, 1]_{N \times 1}$ ； $I_2 = [I_1, I_1, \dots, I_1]_{N \times N}$ ，矩阵大小为 $N \times N$ 。

步骤 6 计算高分辨率图像块 \hat{p}_x 的像素值：

$$\hat{p}_x = \exp \left(\sum_{n=1}^N w_n P_{XO,n} \right) \quad (8)$$

其中 $P_{XO,n}$ 为 $P_{J,n}$ 对应的图像矢量。

将得到的相互交叠的 HR 图像块组合即得到高分辨率图像的初始估计。然后用 POCS 算法对初始估计实施先验约束得到最终的高分辨率图像。

3.3 人脸识别

人脸识别在人机交互和安全等领域具有重要的应用价值，虽然近年来已经取得一定的突破，但是很多方法通常会因为姿态、表情、光照的变化引起算法性能的迅速退化，其中以光照问题最为显著。同时在视频监控等情况下获得的人脸图像分辨率通常较低，无法直接使用，因此本文将上节所述 SR 算法应用于人脸识别，对受光照影响的低分辨率人脸图像进行图像分辨率的提高和图像增强，然后再进行人脸识别，使得很多经典的算法得以有效利用，提高了人脸识别率。

4 实验结果与分析

为了说明本文算法的有效性，我们使用加利福尼亚技术学院的 Caltech 人脸图像库^[10]进行人脸超分辨率及识别。该人脸库包含 450 幅人脸图像，27 个人，其中包括光照、表情和姿态的差别。在测试之前，手工把人脸部分切除出来，并按照眼睛和嘴巴的坐标进行几何变换，将人脸对齐，存为分辨率为 171×171 的灰度图像作为高分辨率图像，对应低分辨率图像的降质过程包括模糊，欠采样，加性高斯白噪声以及光照角度与强度的变化。由于算法结果难以量化评价，因此本文以主观视觉效果作为评价标准。

实验中低分辨率图像块的大小为 3×3 ，交叠区域为 1 个像素；高分辨率图像块的大小为 12×12 ，交叠区域为 4 个像素值；分辨率均提高 4 倍；最近邻矢量个数 $K=5$ ，距离度量准则采用欧式距离；与大多数基于学习的方法类似，本文方法对训练图像也是具有较强的依赖性。实验中我们选择人脸库中不同于测试图像的光照条件均匀的图像作为训练图像，重建结果如图 3(e)所示，同时给出了 bicubic 插值的结果(图 3(b))，freeman 文献[6]方法的结果(图 3(c))以及 chang 文献[8]方法的结果(图 3(d))。可以看出与传统的基于学习的 SR 算法相比，本文方法考虑了光照的角度和强度等因素的影响，不仅有效克服了算法对光照变化的敏感性，而且在增强图像分辨率的同时消除了光照的影响，实现了图像增强，尤其是阴影效应的消除，同时对加性高斯白噪声也具有一定的鲁棒性。但是由于超分辨率的重建是基于块的操作，虽然分块时采用了交叠的方式以求避免块效应，但是从仿真结果来看仍或多或少的存在一些块效应。但是与其他方法的结果相比，本文方法的结果提供了更多的细节，具有很好的视觉效果。

本文采用基于 RLDA(Regularized LDA)的算法^[11]进行人脸识别。比较了重建之前低分辨率图像的识别结果和重建之后的识别结果，人脸识别率如图 4 所示，其中横轴为随机选取的 10 组人脸测试图像，纵轴为每组图像对应的识别正确率。可以看出超分辨率技术极大地提高了人脸识别的正确率。

5 结论

本文提出了一种基于 Log-WT 变换的人脸超分辨率图

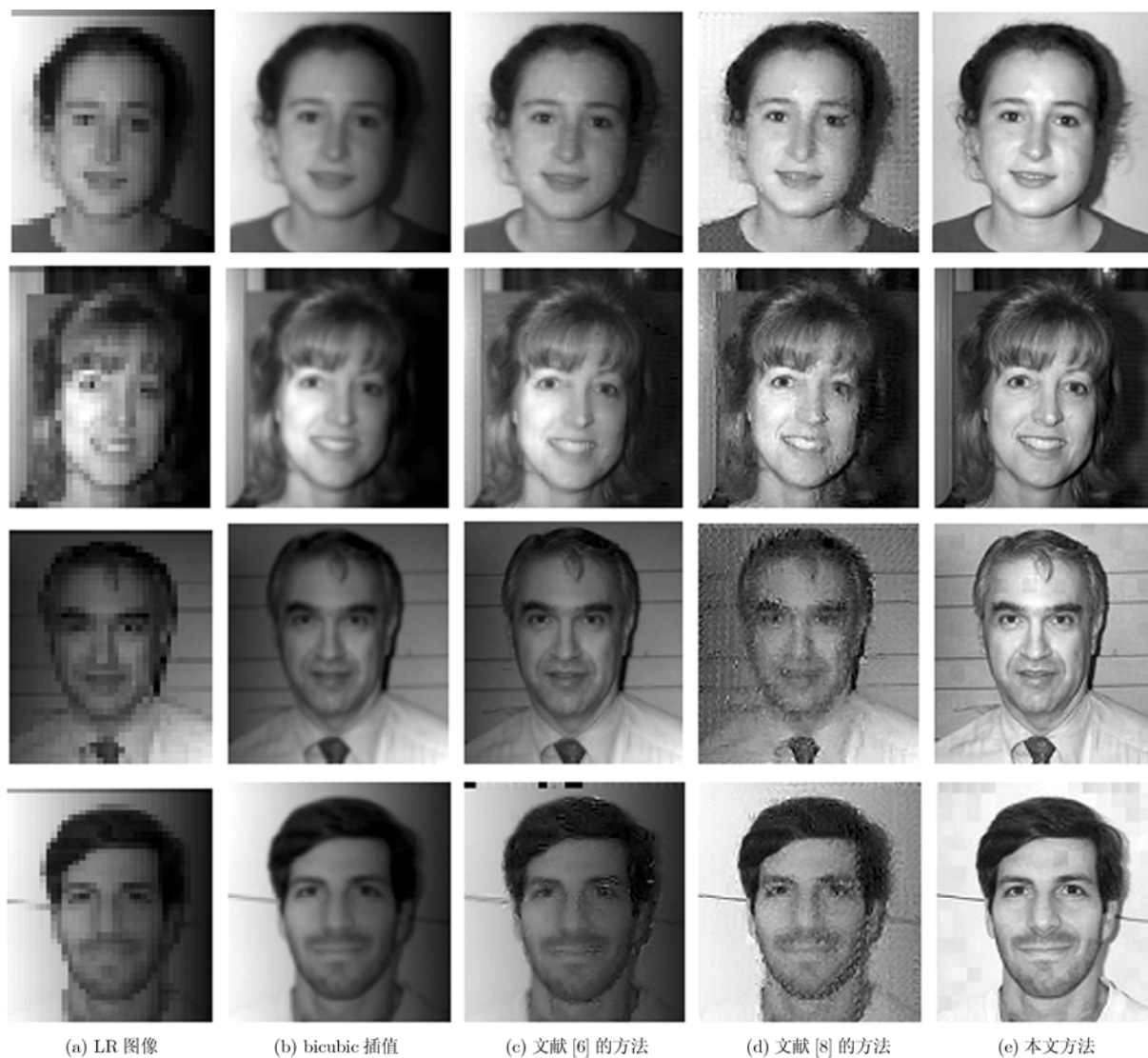


图 3 重建结果比较

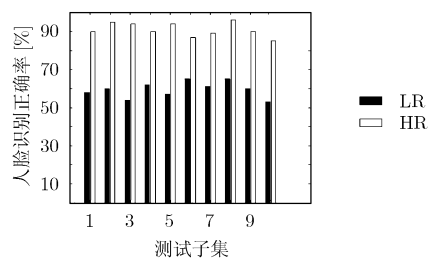


图 4 人脸识别率比较

像重建算法。根据 retinex 理论对 Log-WT 变换图像不随光照变化的特性进行了具体分析,然后将该变换应用于超分辨率重建中,提取图像内在性质,构造低维嵌套空间,然后在流形学习的框架下重建高分辨率图像,同时进行图像增强,消除阴影效应,有效克服了传统方法对光照敏感的缺点。同时将其应用于人脸识别,提高了人脸识别率。

参 考 文 献

[1] Park S C, Park M K, and Kang M G. Super-resolution image

reconstruction: A technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.

[2] Gunturk B K and Gevrekci M. High-resolution image reconstruction from multiple differently exposed images. *IEEE Signal Processing Letters*, 2006, 13(4): 197-200.

[3] Choi B and Ra J B. Region-based super-resolution using multiple blurred and noisy undersampled images. ICASSP, Toulouse, France, May 2006, 2: 609-612.

[4] Jiji C V and Chaudhuri S. Single Frame Image Super-Resolution Through Contourlet Learning. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006, 2006: 1-11.

[5] Baker S and Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(9): 1167-1183.

[6] Freeman W T, Jones T R, and Pasztor E C. Example-based super-resolution. *IEEE Computer Graphics and Applications*. 2002, 22(2): 56-65.

- [7] Liu Ce, Hum H, and Zhang Changshui. A two-step approach to hallucinating faces: global parametric model and local non-parametric model. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, USA, Dec. 2001, 1: 192-198.
- [8] Chang H, Yeung D Y, and Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, DC, USA, July, 2004, 1: 275-282.
- [9] Liu W, Lin D, and Tang X. Neighbor combination and transformation for hallucinating faces. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Amsterdam, Netherlands, July, 2005: 145-148.
- [10] Markus Weber. California Institute of Technology, Frontal face dataset, <http://www.vision.caltech.edu/>.
- [11] Lu Juwei, Plataniotis K N, and Venetsanopoulos A N. Regularization studies of linear discriminant analysis in small sample size scenarios with application to face recognition. *Pattern Recognition Letter*, 2005, 26(2): 181-191.
- 乔建苹: 女, 1981年生, 博士生, 研究方向为多媒体信号处理.
- 刘 璐: 男, 1965年生, 教授、博士生导师, 主要研究方向为盲信号处理、多媒体信号处理、通信信号处理等.
- 闫 华: 女, 1973年生, 博士生, 研究方向为信号与信息处理技术.
- 孙建德: 男, 1978年生, 讲师, 研究方向为多媒体信号处理、数字水印技术.