

文章编号:1001-9081(2010)04-0939-04

基于 Contourlet 域的遥感图像超分辨率复原技术

石一兴¹, 吴 炜^{1,2}, 罗代升¹, 喻继业¹

(1. 四川大学 电子信息学院, 成都 610064; 2. 江西省数字国土重点实验室, 江西 抚州 344000)

(syxhour@163.com)

摘 要:通过 Contourlet 域对遥感图像进行超分辨率复原, 采用了具有更好的方向性和各向异性特点的 Contourlet 系数作为特征表示, 并通过最小欧氏距离进行全局的匹配选择。根据匹配的高频细节信息分布特点, 引入了隐马尔可夫树(HMT)模型对遥感图像的 Contourlet 系数建模, 运用期望最大(EM)算法对其进行参数估计, 并结合贝叶斯估计原理, 对叠加后的 Contourlet 系数进行修复、反变换后, 最终完成了对低分辨率遥感图像的超分辨率复原。

关键词:Contourlet 域; 隐马尔可夫树; 超分辨率复原; 遥感图像

中图分类号: TP391.41; TP751 **文献标志码:** A

Contourlet-based super resolution restoration for remote sensing images

SHI Yi-xing¹, WU Wei^{1,2}, LUO Dai-sheng¹, YU Ji-ye¹

(1. College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China;

2. Jiangxi Province Key Laboratory for Digital Land, Fuzhou Jiangxi 344000, China)

Abstract: This paper presented a Contourlet-based super resolution for remote sensing images, which adopted Contourlet coefficients as the features. It described a better degree of directionality and anisotropy, and used the smallest Euclidean distance as the computed feature by global searching. According to the distributions of the found coefficients in finer scale, the Hidden Markov Tree (HMT) model was introduced to the remote sensing images in Contourlet domain. And the Expectation Maximization (EM) algorithm was applied to estimate the parameters of the HMT model. With the parameters, the Contourlet coefficients were renewed by using Bayesian estimation theory. Finally, the super resolution restoration for remote sensing images has achieved better effect.

Key words: Contourlet domain; Hidden Markov Tree (HMT); super resolution restoration; remote sensing image

0 引言

随着遥感技术的日益发展, 人们对遥感图像的应用也逐渐增加, 遥感技术在陆地水资源调查、土地资源调查、植被资源调查、地质调查、城市遥感调查、海洋资源调查、测绘、考古调查、环境监测和规划管理等领域都有广泛的应用。目前国外有很多高分辨率的卫星图像, 如 Quick Bird, IKONOS, Orb View 等, 其空间分辨率可以达到 0.5 m 左右, 而国内目前还没有达到这样的水平, 所以对遥感图像领域超分辨率技术^[1-2]的研究有着重要的意义。

图像的超分辨率技术主要有两类: 一是基于重建的超分辨率技术, 另一类是基于学习的超分辨率技术。本文采用的是基于学习的超分辨率研究, 借助于高分辨率训练样本的先验知识, 把单幅低分辨率图像复原成高分辨率图像。目前国内外对遥感图像的研究已较多。文献[3-4]中分别利用 Wavelet 变换和 Contourlet 变换的特点, 对图像建立多方向多尺度的隐马尔可夫树(Hidden Markov Tree, HMT)模型, 并应用于图像去噪和纹理复原, 达到了很好的效果。文献[6]中提出了一种基于小波域隐马尔可夫树模型的遥感图像超分辨率复原方法, 对低分辨率图像建立了更优的模型, 得到了不错的复原效果。文献[7]结合地理学和语义特征, 对遥感图像进行了复原研究。文献[8]中进行了基于 MTF 理论的遥感图像复原研究, 通过基于频域的去噪和指数调节 MTF 曲线拉伸来对遥感图像进行复原。文献[9]中提出了一种基于小波阈

值理论的遥感图像复原方法, 通过分析信息和噪声在小波系数中的关系来去除噪声, 从而达到图像复原的效果。但以上对遥感图像复原的方法都不是基于学习的超分辨率方法, 并且基于学习的超分辨率算法目前主要针对人脸图像, 而遥感图像具有人脸图像所不具有的不规则性和特殊性。把 Contourlet 变换运用于遥感图像的超分辨率复原可以弥补以上的不足。

本文采用基于 Contourlet 域的遥感图像超分辨率复原技术。在训练样本集中, 首先对高分辨率遥感图像经过两次下采样后, 降质为原来的 1/16, 然后再插值放大成原尺寸, 从而形成高低分辨率遥感图像的训练样本对。利用 Contourlet 变换分别对高低分辨率图像对进行 5 层, 每层 4 个方向的 Contourlet 金字塔分解, 得到的 Contourlet 系数再做差, 把训练样本的高低分辨率图像 Contourlet 系数差值(高频细节信息)作为先验知识。结合 Contourlet 系数特征, 用最小欧式距离进行全局最优匹配的选择, 得到可能性(概率)最大的差值高频细节系数, 与输入待复原图像 Contourlet 系数相加得到初步估计的复原图像的叠加系数。然后通过分析初步复原遥感图像的 Contourlet 叠加系数的分布, 引入 HMT, 运用期望最大(Expectation Maximization, EM)算法对其进行参数估计, 并结合贝叶斯估计原理对初步复原的遥感图像系数进行修复处理, 最后作反变换, 实现遥感图像的超分辨率复原。通过详细的实验结果分析表明, 本文方法复原出的超分辨率遥感图像具有更好的视觉效果, 更逼真, 更接近于原始高分辨率图像。

收稿日期: 2009-10-15; **修回日期:** 2009-12-14。 **基金项目:** 江西省数字国土重点实验室开发研究基金资助项目(DLLJ200902)。

作者简介: 石一兴(1986-), 男, 重庆人, 硕士研究生, 主要研究方向: 模式识别、图像处理; 吴炜(1975-), 男, 四川宜宾人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 图像处理、图像通信; 罗代升(1947-), 男, 四川成都人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 模式识别、图像处理、智能控制; 喻继业(1984-), 男, 湖北武汉人, 硕士研究生, 主要研究方向: 模式识别、图像处理。

1 Contourlet 变换和 Contourlet 金字塔

Contourlet 变换^[5]是一种新的多尺度、多方向滤波带的变换,与小波变换相比,Contourlet 变换不但继承了小波变换的多分辨、局部化、严格采样性的特点,还具有小波变换不具有的方向性和各向异性的特点。因此,Contourlet 变换能够更有效地从不同尺度、不同方向、不同频率的子带中捕捉图像的边缘细节信息,在图像压缩,去噪,特征提取等方面能够提供更优越的信息。离散 Contourlet 变换是由多尺度分析的拉普拉斯塔式(Laplacian Pyramid, LP)变换和方向分析的方向滤波器组两部分组成。

1.1 高斯金字塔

高斯金字塔^[10]包含低通滤波和降采样两个过程。设原图像 G_1 为高斯金字塔的最底层,即第 1 层,则第 l 层高斯金字塔由式(1)生成:

$$G_l(i, j) = \begin{cases} \sum_{m=-2n}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i + m, 2j + n), \\ i \leq \frac{M}{2}, j \leq \frac{N}{2}, 1 < l \leq K \\ G_1, l = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中: $w(m, n)$ 是一个窗口函数,具有高斯低通滤波的特性; M, N 分别为图像 G_{l-1} 的行数和列数; K 为金字塔的总层数。

1.2 拉普拉斯金字塔和 Contourlet 金字塔

拉普拉斯金字塔是高斯金字塔与其上一层通过插值放大的差值图像,而最高层是对应高斯金字塔本身。由于上层图像是下层图像低通滤波后降采样得到的,拉普拉斯金字塔实际上是同级高斯金字塔的高频分量,即图像的细节部分。第 l 层拉普拉斯金字塔由式(2)生成:

$$L_l(I) = \begin{cases} G_l(I) - \text{EXPAND}(G_{l+1}(I)), 1 \leq l < K \\ G_K(I), l = K \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\text{EXPAND}(\cdot)$ 表示插值放大。

对每一层拉普拉斯图像进行方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)分解,就形成多个带通方向的图像,这样就可以构建一个 Contourlet 金字塔^[10]。图 1 显示了 Contourlet 变换原理,图 2 对遥感图像进行了 3 层、4 个方向的 Contourlet 分解。

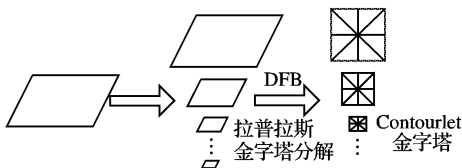


图1 Contourlet 变换原理

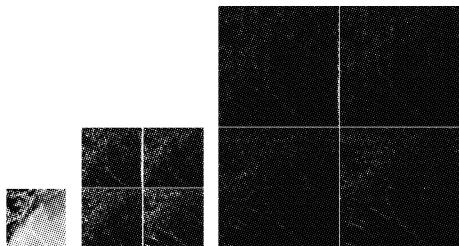


图2 遥感图像的 Contourlet 变换

2 Contourlet 系数特征及隐马尔可夫树模型

观察遥感图像的 Contourlet 变换系数,在图像中较为平滑的区域对应着小的非显著的 Contourlet 系数(图中的黑色部分);相反,对应于图像的边缘局部信息,如边缘轮廓,则是大

的显著 Contourlet 系数(白色部分)。文献[4]对 Contourlet 系数相关性的研究中给出了三个重要的 Contourlet 变换域系数关系:邻居系数,兄妹系数和父子系数。

对于当前 Contourlet 系数,位于同一尺度、同一方向子带内相邻位置上的系数,定义为邻居系数;位于同一尺度不同方向子带内相应空间位置上的一组 Contourlet 系数为其兄妹系数;若存在位于相邻较粗糙尺度对应方向子带内相应空间位置上的 Contourlet 系数,定义为其父系数,它们分别对应着相邻系数、不同方向子带、不同尺度间的系数相关性。这些系数被称为当前系数的广义邻居系数,对 Contourlet 系数的建模有重要的作用。

2.1 Contourlet 系数统计模型

描述 Contourlet 统计模型涉及到边缘统计模型和联合统计模型两个方面。其中,边缘统计模型只能描述各个子带系数的个体分布特点,而没有说明系数间的相关性。Contourlet 系数具有持续性、聚集性等特征,与前面提到的广义邻居系数之间是存在相关性的,这就可以用联合统计模型来对其进行描述。

文献[4]在对 Contourlet 系数统计模型的进一步研究中,指出 Contourlet 系数的边缘分布具有高度的非高斯特性,并且依赖于广义邻居系数。因此,可以用混合高斯模型来精确地描述自然图像的 Contourlet 系数。利用信息论中的互信息的概念 $I(X; Y)$ 来定量分析测试图像 Contourlet 系数间的相关性,发现父系数为当前系数最显著的预测系数。

根据自然图像的 Contourlet 系数特征,用 HMT^[3] 对其建模。HMT 模型是一个具有四叉树相关结构的隐马尔可夫网络模型(Hidden Markov Model, HMM)。在 HMM 中,每个系数都有一个相关联的隐状态,以其状态为条件,各个系数都可用高斯分布来进行建模。HMT 模型在父系数和 4 个子系数的隐状态间确立连接,可以从图 3、4 中清楚地看到 Contourlet HMT 模型和 Wavelet HMT 模型的结构,相比于 Wavelet HMT 中父子系数的联系总是在相同子带方向上,Contourlet HMT 则可以在不同自带方向上,即 Contourlet HMT 模型在描述内部方向的相关性上面具有更优越的特性。图中的黑色点表示系数,每个系数上面的白色圆点则表示其隐状态。在本文中用到的是 2 种隐状态的 HMT 模型,分别象征着图像的边缘和平滑区域。

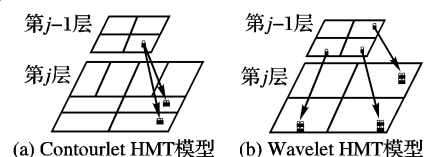


图3 两种模型

2.2 HMT 参数

若把 Contourlet 系数分解为 J 个尺度,每个尺度上的方向子带数为 m_j , Contourlet HMT 模型具有以下参数^[4]:

- 1) $A_{j,k}$ ($j = 2, \dots, J; k = 1, \dots, m_j$) 为尺度 $j-1$ 上的父节点转移到尺度 j 子节点状态转移概率;
- 2) $p_{1,k}$ ($k = 1, \dots, m_j$) 为各方向子带根节点的状态概率;
- 3) $\sigma_{j,k}$ ($j = 1, \dots, J; k = 1, \dots, m_j$) 为尺度 j , 方向子带 k 上的标准差。

在已知 HMT 模型参数向量 θ 的情况下 Contourlet 系数 v 处于状态 m 的概率用状态概率 $p(S_{j,k,n} = m | v_{j,k,n}, \theta)$ 。

设在 HMT 模型中只有两种状态,即取状态值 $N = 2$, 并假定广义高斯分布均值为 0, 这时所需要的自由参数包括 1 个最粗尺度上的根节点状态概率 $p_{1,k}$, 尺度间分别对应两个两种

状态下状态转移概率 $A_{j,k}$, 和两个均方差 $\sigma_{j,k}$, 因此对于最粗尺度上的子带各需要3个参数, 其他尺度的子带各需要4个参数, 对于由粗到细分解的各尺度所含子带数分别为4、4、8和8时, 总的自由参数共92个。

3 基于 Contourlet 域的超分辨率复原

通过对训练图像集对 (高分辨率 256×256 和其降质为 64×64 后再插值放大的低分辨率图像 256×256), 分别进行 Contourlet 金字塔分解, 得到具有5层, 每一层有4个方向子带的 Contourlet 系数, 把这样的高低分辨率图像系数的数值之差作为先验知识, 如图4所示。

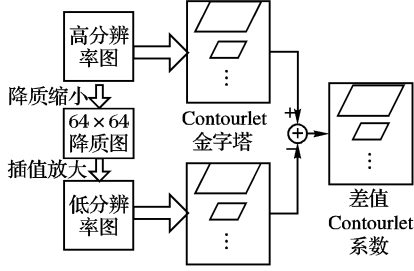


图4 高低分辨率差值系数形成

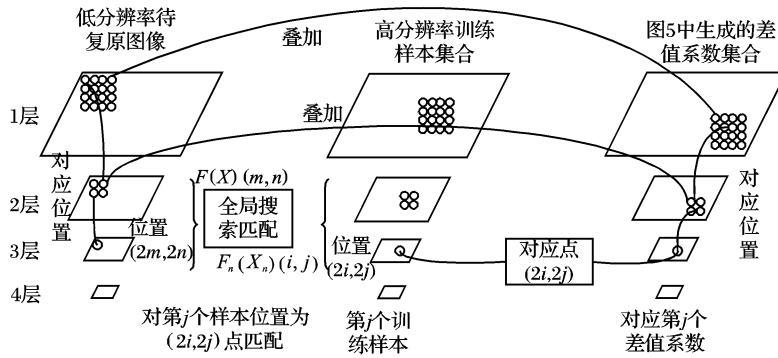


图5 匹配复原

3.3 Contourlet 系数建模

通过把差值系数叠加到待复原图像系数上, 得到初步的超分辨率复原图像。对其 Contourlet 系数做进一步研究, 发现叠加上来的差值系数信息有些是不需要的噪点, 可认为由学习而来的差值系数的噪声近似为零均值高斯白噪声, 这样就可以引入 HMT 模型来进行进一步的去噪^[4]。

在 Contourlet 域, 图像系数可以表示为: $v = u + e$ 。其中, v, u 和 e 分别表示初步复原图像, 最终复原图像和加性噪声的系数。首先对 v 进行 HMT 建模得到参数 $\theta_v = \{A_{j,k}, p_{1,k}, \sigma_{j,k}, \mu\}$, 由此可以通过减去噪声变量来得到最终复原图像参数 θ_u :

$$(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2 = (\sigma_{(j,k,n),m}^v)^2 - (\sigma_{(j,k,n),m}^e)^2 \quad (4)$$

其中: $\sigma_{(j,k,n),m}$ 表示在第 j 个尺度, 第 k 个方向上的第 n 个系数状态为 m 的高斯标准差, 在实际的算法过程中对每一方向子带上的标准差进行了“绑定”, 即对同一方向子带上所有的 n 都相等 $\sigma_{j,k,n} = \sigma_{j,k}$ 。而若上式中相减结果小于0, 则 $(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2 = 0$, 对初步复原图像的去噪问题可用贝叶斯估计的公式来表示:

$$E[u_{j,k,n} | v_{j,k,n}, \theta_u, S_{j,k,n} = m] = \frac{(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2}{(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2 + (\sigma_{(j,k,n),m}^e)^2} v_{j,k,n} \quad (5)$$

从式中可以知道, 当已知当前系数的状态 $S_{j,k,n}$ 、参数 θ_u ,

3.1 特征表示

对于输入的低分辨率测试样本图像 (64×64) 插值放大成 (256×256), 运用 Contourlet 金字塔分解成5层、每层4个方向子带。用1~4层 Contourlet 金字塔的系数来形成特征向量 $F(X)(m, n)$ 。而对高分辨率训练样本图像也进行相同的 Contourlet 系数分解和特征表示, 形成对所有样本中第3层任意位置 ($2i, 2j$) 上对应的所有父子系数 (1~4层) 用特征向量 $F_n(X_n)(i, j)$ 来表示。

3.2 匹配复原

本文对大小为 2×2 的块特征向量, 采用最小欧式距离进行全局搜索来判断最佳匹配。

$$d_n = \arg \min \| F_n(X_n)(i, j) - F(X)(m, n) \| \quad (3)$$

对于低分辨率的测试样本图像的特征 $F(X)(m, n)$ 与所有训练样本中的特征 $F_n(X_n)(i, j)$ 相似的匹配点, 我们认为对应点中的差值高频信息也应该相似, 因此可以从差值系数中得到相应位置的差值 Contourlet 系数 (1~4层), 再叠加到低分辨率的测试样本图系数上, 形成初步 Contourlet 系数复原。如图5所示。

系数的分布可以看作是高斯分布, 图像去噪复原问题就成了对含有零均值高斯噪声的零均值高斯信号的估计问题, 可以用 EM^[3] 算法来计算已知参数 θ_u 的系数状态概率 $p(S_{j,k,n} = m | v_{j,k,n}, \theta_u)$, 这样, 对复原图像系数的估计公式变成:

$$E[u_{j,k,n} | v_{j,k,n}, \theta_u] = \sum_m p(S_{j,k,n} = m | v_{j,k,n}, \theta_u) \times \frac{(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2}{(\sigma_{(j,k,n),m}^u)^2 + (\sigma_{(j,k,n),m}^e)^2} v_{j,k,n} \quad (6)$$

3.4 核心算法描述

1) 训练过程。先将一批高分辨率训练样本 $T_i (i = 1, \dots, n)$ (256×256) 降质成 (64×64), 再插值放大成与原图相同尺寸的低分辨率样本 $T_i' (i = 1, \dots, n)$ (256×256), 形成高低分辨率样本图像对。分别建立5层、4个方向的 Contourlet 金字塔, 把高分辨率 Contourlet 系数减去低分辨率系数的差记作差值训练系数, 如图5所示。提取 Contourlet 金字塔的1~4层 Contourlet 系数组成特征向量 $F_n(X_n)(i, j)$ 。

2) 学习过程。将输入的低分辨率图像 64×64 经过插值放大为 256×256 , 建立5层高斯金字塔和 Contourlet 金字塔, 对1~4层 Contourlet 系数建立特征结构 $F(X)(m, n)$ 。将待复原图像第3层分成 2×2 的块, 位置为 ($2m, 2n$), 然后运用式 (3) 计算该特征与训练样本全局特征的最小欧式距离 d_n , 将对应点的高频差值信息加到待复原图像对应位置, 得到初步复原 Contourlet 系数, 如图6所示。

3) 去噪过程。对初步 Contourlet 系数建立隐马尔可夫树模型,通过 EM 算法估计其参数 θ , 运用式(6)得到最终复原的 Contourlet 系数,再对系数作反变换得到复原的高分辨率图像。

本文基于 Contourlet 域实现超分辨率的算法流程如图 6 所示。

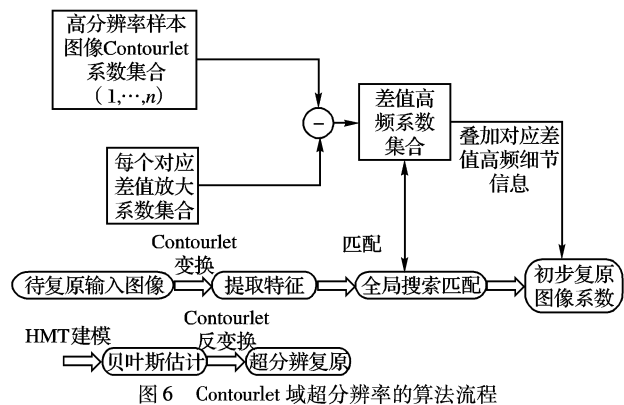


图6 Contourlet 域超分辨率的算法流程

4 实验结果

本次实验使用的遥感图像来自于网站 <http://www.landcover.org/data/landsat/> 的 Landsat 卫星 TM 模式拍摄的遥感图像,其空间分辨率为 30 m,将其截取大小为 256×256 的图像若干,选取 80 幅图作为训练样本(高分辨率图像库),选取降质成 64×64 作为测试图像。实验分别与最近邻插值放大和立方卷积插值放大进行了对比。图 7 中对本文方法和两种插值放大方法进行了效果对比。图 8 显示了不同方法的峰值信噪比值。

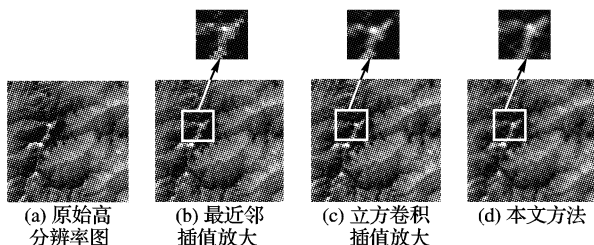


图7 实验结果比较

从图 7、8 中可以看出:本文算法实现的超分辨率复原图像峰值信噪比值最大,清晰度也最高,其次是立方卷积插值的放大图像,最差的是最近邻插值实现的放大图像,图像也最模糊。

5 结语

本文基于 Contourlet 域的方式对遥感图像实现超分辨率复原,采用具有更好方向性和各向异性的特点的 Contourlet 系数

作为特征表征图像,通过最小欧氏距离来选择可能性最大的差值高频信息,并针对叠加差值信息产生多余噪点的不足,引入了 HMT 模型对其系数进行修复,从而达到超分辨。通过详细的实验结果分析表明,本文方法复原出的超分辨率遥感图像具有更好的视觉效果,更利于进一步遥感图像分析。

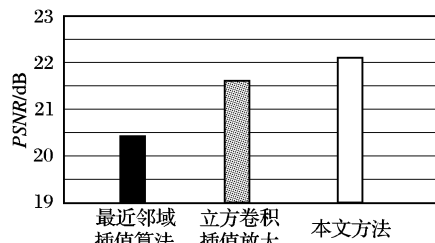


图8 不同方法的峰值信噪比

参考文献:

- [1] van OUWERKERK J D. Image super-resolution survey[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(10): 1039 - 1052.
- [2] PARK S C, PARK M K, KANG M G. Super-resolution image reconstruction: A technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21 - 36.
- [3] CROUSE M, NOWAK R D, BARANIUK R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46: 886 - 902.
- [4] PO D D-Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610 - 1620.
- [5] 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.
- [6] LI FENG, JIA XIU-PING, FRASER D. Universal HMT based super resolution for remote sensing images[C]// 2008 IEEE International Conference on Image Processing. San Diego: IEEE, 2008: 333 - 336.
- [7] LI WEI, WANG WEI, LU FENG. Research on remote sensing image retrieval based on geographical and semantic features[C]// IASP'09: Image Analysis and Signal Processing, 2009. Taizhou: Taizhou University, 2009: 162 - 165.
- [8] 陈强,戴奇燕,夏德深. 基于 MTF 理论的遥感图像复原[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(9): 1300 - 1305.
- [9] 朱锡芳,吴峰,陶纯堪. 一种基于小波阈值理论的遥感图像复原新算法[J]. 微电子与计算机, 2009, 26(3): 1 - 4.
- [10] 吴炜,杨晓敏,陈默,等. 基于 Contourlet 变换的人脸图像超分辨率技术研究[J]. 光电子·激光, 2009, 20(5): 694 - 697.

(上接第 931 页)

- [2] PU Y F. Implement any fractional order multilayer dynamics as sociative neural network[C]// Proceedings of 6th International Conference on ASIC. Piscataway: IEEE Press, 2005: 638 - 641.
- [3] 王新,黄兆云. 基于多结构元素的数学形态学边缘检测[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(7): 89 - 90.
- [4] HU DONG, TIAN XIANG-ZHONG. A multi-directions algorithm for edge detection based on fuzzy mathematical morphology[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Artificial Reality and Telexistence Workshops. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 361 - 364.
- [5] 郭玉堂,吕皖丽,罗斌. 基于模糊熵和结构特征的边缘检测方法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2008, 36(5): 89 - 94.

- [6] MOHAMMADZADEH A, TAVAKOLI A, MOHAMMAD J, et al. Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan-sharpened ikonos images[J]. The Photogrammetric Record, 2006, 21(113): 44 - 60.
- [7] PU YI-FEI, WANG WEI-XING, ZHOU JI-LIU. Image texture details analysis filter on fractional differential theory[J]. Science in China, 2008, 51.
- [8] 崔冰,王卫星. 基于统计模式识别的岩石节理图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(10): 213 - 215.
- [9] RIITTERS K H, VOGT P, SOILLE P, et al. Neutral model analysis of landscape patterns from mathematical morphology[J]. Landscape Ecology, 2007, 22(7): 1033 - 1043.