

基于 MAP 的高光谱图像超分辨率方法

王立国, 赵妍

哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要 高光谱图像得到了越来越广泛的应用,但较低的空间分辨率严重地影响着它的应用效果;其超分辨率方法受到学术界的高度重视,但一直没有得到很好的解决。为此重点研究了建立低分辨率资源图像与高分辨率目标图像之间的关系模型;引入关联感兴趣光谱端元的算子进行空间变换;应用最大后验概率(MAP)算法实现超分辨率复原。实验表明,该超分辨率方法具有超分辨率效果好、复杂度低、抗噪声性能强和保护感兴趣类别等优点。

关键词 高光谱图像;超分辨率;最大后验概率(MAP);光谱端元(端元)

中图分类号: TP751.2 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)04-1044-05

引言

高光谱图像(Hyperspectral imagery, HSD)的谱分辨率很高,但是其像元对应的地物分辨率却是有限的。较低的空间分辨率给数据处理如精准匹配、光谱解混和目标检测与识别等技术带来了巨大的困难。可以说,空间分辨率已经成为高光谱图像应用效果的主要制约因素。

20世纪60年代,由Harris等最初以单幅图像复原的概念和方法提出的^[1],随后许多人对其进行了研究,并相继提出了各种复原方法。20世纪80年代初,Tsai和Huang首先提出了基于序列图像的超分辨率复原问题,并给出了基于频域逼近的复原方法^[2]。20世纪80年代末提出和发展了许多有价值的方法,如凸集投影法^[3]和能量连续降减法^[4]。Bayes分析法^[5],此时利用序列图像进行超分辨率图像复原成了人们研究的一个热点,它充分利用了互有位移的序列图像之间类似而又不同的信息,所以具有较好的超分辨率复原能力。但是在很多情况下,我们很难得到时间序列的遥感图像,因此它的应用受到了很大的限制。

20世纪70年代以来,多元信息融合作为一种有效的超分辨率方法而被广泛研究。多元信息融合指的是处理来自多源的数据及信息的自动检测、互联、相关、估计和组合的过程。Wald等利用在多元数据中推算高频成分并以融合的方式来提高卫星遥感图像的空间分辨率,取得了较好的效果^[6]。Yocky等将小波变换和金字塔算法引入超分辨率算

法^[7],成为多分辨率分析的典范。Aiazzi等则应用推广的拉普拉斯金字塔算法对分辨率比率不为整数的多元信息融合问题进行了有效地研究^[8]。

随着对混合像元分离技术的不断深入研究,20世纪90年代,逐渐有一些学者开始了混合像元超分辨率方法的研究。Gavin等于1997年通过Bayesian方法以及将真实图的先验知识加入随机模型来获得高分辨率图像^[9]。Tatem等以Hopfield网络模型作为能量工具,以光谱分离分量输出作为能量函数的约束条件,网络最后收敛到最小能量,这个状态即是最后所求的高分辨率图像^[10]。Atkinson提出一种基于距离尺度的算法,该算法假定地表覆盖物类别在像元内和像元之间具有空间相关性^[11]。在此基础上,Verhoeve和Robert将子像元制图思想转化为一个线性优化问题来最大化空间相关性,取得了较好的效果^[12]。

在图像原始信息有限的前提下,用插值方法增加输出图像的像元数。除了经典的最近邻插值、双线性插值以及样条插值的各种变形,还有后发展起来的利用局部结构的自适应插值^[13]、基于凸集投影的迭代方法^[14]、基于边缘方向的插值^[15]等。

以上4类典型方法主要存在两点共性问题。其一,大部分超分辨率方法需要利用难以获得的辅助信息来完成,如前两种;其二,后2种方法单纯利用单幅图像自身信息而难以成为真正意义上的超分辨率方法。研究不依赖于辅助信息的、充分利用谱间互补信息的和满足特殊应用需求的高光谱图像超分辨率方法倍受期待。

收稿日期:2009-03-06, 修订日期:2009-06-08

基金项目:国家自然科学基金项目(60802059),教育部博士点新教师基金项目(200802171003)和地下水智能机器人技术国防科技重点实验室项目资助

作者简介:王立国,1974年生,哈尔滨工程大学信息与通信工程学院副教授 e-mail:wangliguo@hrbeu.edu.cn

1 超分辨率方法描述

1.1 超分辨率模型的建立

设 $f[n_1, n_2, \lambda_0]$ 为波长为 λ_0 的高分辨率目标图像, 且高分辨率图像空间采样满足奈奎斯特采样定律, 则可由此恢复的空间连续复原图像 $f(x_1, x_2, \lambda_0)$ 。记恢复空间连续复原图像过程中的采样冲激阵列 $f_s(x_1, x_2, \lambda_0)$ 为

$$f_s(x_1, x_2, \lambda_0) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f[n_1, n_2, \lambda_0] \times \delta(x_1, x_2) \quad (1)$$

此处, $\delta(x_1, x_2)$ 表示低分辨率图像与高分辨率图像之间的采样关系。由此恢复的空间连续复原图像 $f(x_1, x_2, \lambda_0)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \lambda_0) &= \iint f_s(x_1 - u_1, x_2 - u_2, \lambda_0) h_r(u_1, u_2) du_1 du_2 \\ &= \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f[n_1, n_2, \lambda_0] \times h_r\left(x_1 - \frac{n_1}{L_1}, x_2 - \frac{n_2}{L_2}\right) \quad (2) \end{aligned}$$

进一步, 复原图像 $f(x_1, x_2, \lambda_0)$ 经空域滤波成为图像 $f_c(x_1, x_2, \lambda_0)$

$$\begin{aligned} f_c(x_1, x_2, \lambda_0) &= \iint f(v_1, v_2, \lambda_0) \times h(x_1 - v_1, x_2 - v_2) dv_1 dv_2 \\ &= \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f[n_1, n_2, \lambda_0] \times h_b(x_1, x_2, n_1, n_2) \quad (3) \end{aligned}$$

前面的描述中我们一直固定图像波长为 λ_0 , 若将其视为连续变化的变量 λ , 则对于任何空间位置固定的 (x_1, x_2) 或 (n_1, n_2) 来说, 空域滤波结果 $f_c(x_1, x_2, \lambda_0)$ 再经谱域滤波成为 $g_c(x_1, x_2, \lambda_i)$

$$\begin{aligned} g_c(x_1, x_2, \lambda_i) &= \int_0^\infty f_c(x_1, x_2, \lambda) r_i(\lambda) d\lambda = \\ &= \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \Psi_{i, n_1, n_2} \{f[n_1, n_2, \lambda]\} \times h_b(x_1, x_2, n_1, n_2) \quad (4) \end{aligned}$$

式中, $r_i(\lambda)$ 为获取波长 λ 处资源图像时的谱域滤波光谱响应函数。当将图像波长以及空间位置视为变量时, $g_c(x_1, x_2, \lambda_i)$ 便可视二维连续图像。利用上面的结果, 低分辨率离散观察图像 $g(m_1, m_2, \lambda_i)$ 与谱域滤波结果图像 $g_c(x_1, x_2, \lambda_i)$ 之间的关系可建立如下

$$\begin{aligned} g(m_1, m_2, \lambda_i) &= g_c(x_1, x_2, \lambda_i) |_{x_1=m_1, x_2=m_2} = \\ &= \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \Psi_{i, n_1, n_2} \{f[n_1, n_2, \lambda]\} \times h_b(m_1, m_2, n_1, n_2) \quad (5) \end{aligned}$$

对于算子 Ψ_{i, n_1, n_2} , 在实际操作中可由 λ 的离散化而转换为一个与 $f[n_1, n_2, \lambda]$ 点乘的矩阵。(5) 式即为高光谱图像成像模型, 引入空域滤波算子 H_{spa} 、谱域滤波算子 H_{spe} 及综合算子 H 后可简记为

$$g = Hf = H_{\text{spe}} H_{\text{spa}} f \quad (6)$$

1.2 变换域内的超分辨率模型

以下针对高光谱图像的特点和应用需求来寻求超分辨率模型的更为有效的表达方式。在(6)式中, 若利用感兴趣类别端元将原始高维数据映射到低维变换空间, 而后再实施如上所述的超分辨率过程将大大降低算法的复杂度和保护感兴

趣类别。可以附加实施由原始高维数据到低维数据的映射算子 Φ_{mv} 和由低维数据到原始高维数据的映射算子 Φ 来达到这一目的。

分别记由原始高维数据到低维数据的映射算子、由低维数据到原始高维数据的映射算子为 Φ_{mv} 和 Φ 。其中, Φ 以光谱端元为列向量形成, 而 $\Phi_{\text{mv}} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T$, 算子 Φ 和 Φ_{mv} 的作用等同于相应的矩阵左乘运算。重记降维后的高分辨率目标图像为 f , 降维后的低分辨观察图像为 g , 则 f 与 g 之间的关系可表示为

$$g = (\Phi_{\text{mv}} H_{\text{spe}} H_{\text{spa}}) \Phi f \quad (7-1)$$

或

$$\Phi g = (H_{\text{spe}} H_{\text{spa}}) \Phi f \quad (7-2)$$

(7)式便是分辨率提高过程中所需要的计算模型。需要说明的是, 模型(7-1)与(7-2)从数学角度并无区别, 相应的综合算子的尺度也是相同的, 均因输入数据维数的降低而得到了简化。但其意义和复杂性略有不同。前者可以看作是由变换域 f 到变换域 g 之间的对应关系, 后者则是由变换域 f 到原始域 g 之间的对应关系。就复杂性而言, 模型式(7-1)右侧的算子 Φ_{mv} 将输出返回到低维变换数据空间, 增加了一定的计算量。因此本文一律采用复杂度更低的模型(7-2)进行超分辨率处理。

1.3 模型反演过程中的局部处理

对于高光谱图像这样的三维海量数据来说, 若采用全局的方式实施超分辨率处理, 其计算量将会过于巨大。由于低空间分辨率的高光谱图像中任何位置处的像元只与相邻的像元关系较大, 而随着距离的增加这种相关性迅速降低乃至完全消失, 因此在实际的超分辨率处理中, 可以采用局部分析来代替全局分析, 其好处在于可避免大尺度矩阵操作从而降低超分辨率方法复杂度。在局部分析中, 由时不变特性, 空域滤波算子和谱域滤波算子不随局域窗滑动而变化。

1.4 基于 MAP 算法的超分辨率方法

MAP 基本理论可参阅有关文献, 篇幅所限, 本文只推导其相应于高光谱图像处理的特殊形式。

利用关联光谱端元的算子将原始高光谱数据进行低维投影, 而后对变换域上的数据空间上进行超分辨率处理, 将会降低运算复杂度和保护感兴趣类别。应用前面设定的算子 Φ_{mv} 和 Φ , 可以将原始高维空间高光谱数据 D^{high} 与变换域内的低维空间高光谱数据 D^{low} 通过下式联系起来

$$D^{\text{high}} = \Phi D^{\text{low}} \quad \text{或} \quad \Phi_{\text{mv}} D^{\text{high}} = D^{\text{low}} \quad (9)$$

记低维输入像元为 a , 低维估计输出像元为 y , 相应的估计误差为 ν , 空-谱综合滤波算子为 H , 则成立关系式

$$y = H\Phi a + \nu \quad (10)$$

此时 ν 的先验概率 $p(\nu)$ 及条件概率 $p(\nu|a)$ 为

$$p(\nu) = \frac{1}{Z} \exp(-\nu^T K^{-1} \nu) \quad (11)$$

$$p(\nu|a) = \frac{1}{Z} \exp(-(y - H\Phi a)^T K^{-1} (y - H\Phi a)) \quad (12)$$

设高分辨率输入图像中的像素为 $a^{(i)}$, $i=1, 2, 3, \dots, M$ 与其相关的全部低分辨率观察图像局域像素为 y_{n_1, n_2} 。将空域综合滤波算子描述为输入向量的相应权值 a_i , $i=1, 2,$

..., M , 则可导出 y_{n_1, n_2} 与 $a^{(i)}$ 的关系如下

$$y_{n_1, n_2} = \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \quad (13)$$

根据前面的概率密度函数表达式和输入输出关系式, 可以推导出基于 MAP 的超分辨率方法的最优估计 \hat{a} 满足下面的优化表达式

$$\hat{a} = \arg \min_s \left(- \sum_{i=1}^M \alpha_i (\alpha^{(i)})^T \Lambda^{-1} (a^{(i)}) - \left(y - \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right)^T K^{-1} \left(y - \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right) \right) \quad (14)$$

这里假定谱域滤波算子 H_{spe} 不随空间位置而变化。这一优化过程将通过迭代方式来完成。为此, 设定最优估计过程的代价函数 $E(\hat{a})$ 为

$$E(\hat{a}) = \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^M \alpha_i (a^{(i)})^T \Lambda^{-1} (a^{(i)}) + \frac{1-\lambda}{2} \left(y - \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right)^T K^{-1} \left(y - \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right) \quad (15)$$

这里, K 为原始域数据 Φg 的协方差矩阵, Λ 为变换域数据 g 的协方差矩阵。这一优化过程将通过迭代方式来完成, 其初始估计 $a_0^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$ 由 Φf 的初始化 Φf_0 提供, 而 Φf_0 可由 Φg 线性插值得到。由第 $(n-1)$ 次最优估计 $a_{n-1}^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$ 到第 n 次最优估计 $a_n^{(i)}$, $i=1, 2, \dots, M$ 的迭代公式为

$$a_n^{(i)} = a_{n-1}^{(i)} - \mu_n \nabla E(a_{n-1}^{(i)}) \quad (16)$$

其中代价函数的梯度估计 $\nabla E(a_{n-1}^{(i)})$ 和步长参数 μ_n 的计算公式可推知如下

$$\nabla E(a_{n-1}^{(i)}) = \lambda \alpha_i \Lambda^{-1} a^{(i)} + (\lambda - 1) \left(\sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right)^T K^{-1} \left(y - \sum_{i=1}^M \alpha_i H_{\text{spe}} \Phi a^{(i)} \right) \quad (17)$$

$$\mu_n = \frac{(\nabla E(a_{n-1}^{(i)}))^T (\nabla E(a_{n-1}^{(i)}))}{(\nabla E(a_{n-1}^{(i)}))^T \Theta (\nabla E(a_{n-1}^{(i)}))} \quad (18)$$

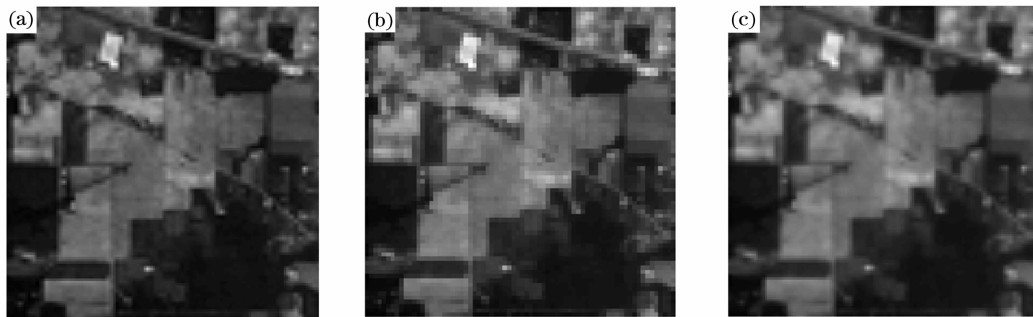


Fig. 1 Original HSI and its super-resolution results

(a): Original HSI; (b): linearly interpolated one; (c): T-MAP-SR processed one

第三组实验通过全面比较 T-MAP-SR 与 MAP-SR 的差别, 包括复原误差、处理时间、感兴趣类别保护效果、抗噪性能等方面, 以表明关联感兴趣类别端元的特殊效果。定义超分辨率复原的相对误差为全部像元复原的绝对误差之和与原始图像全部像元之和的比值。统一设定迭代停止的准则为相对误差的变化小于 0.01%。在此条件下, MAP-SR 方法所

其中, $\Theta = (1-\lambda)(H_{\text{spe}}\Phi)^T K^{-1} H_{\text{spe}}\Phi + \lambda \alpha_i \Lambda^{-1} a^{(i)}$ 。

以上便是本文提出的关联感兴趣类别端元的、在变换域内实施的 MAP 超分辨率方法主要公式, 简便起见, 将该算法简记为 T-MAP-SR。此外, 当置 Φ 为单位矩阵时, 可得原始域内实施的 MAP 超分辨率方法, 简记为 MAP-SR。

2 仿真实验

实验数据取自 1992 年 6 月拍摄的美国印第安纳州印第安农林遥感实验区, 共 220 波段, 除背景外共包含 16 种地物类别。该图具有地面采集的类别属性真实监督信息。选定像素数目较多的 2, 3, 10, 11 和 14 类别为感兴趣类别, 所对应的 5 个光谱端元形成映射算子。为了获得监督评价, 将原始图像以 22 近邻平均的降采样结果作为低分辨率观察图像, 而原始图像作为高分辨率图像的参考图像。

第一组实验将实验图像分别利用线性插值方法和 T-MAP-SR 方法进行处理, 超分辨率因子取为 2×2 。两种方法的结果图像如图 1 所示。“超分辨率”从意义上可阐释为用更多的像素表示原始图像, 以产生更好的视觉和/或分析效果。从该图中可以看到, 本文方法有效地提高了图像的视觉效果; 传统线性插值方法虽然也利用了更多的像素, 但视觉效果上却带有明显的平滑效应。

第二组实验采用面向应用的评价方式, 即对比低分辨率图像和其超分辨率图像的分类分析效果。这里采用流行的高效率分类工具: 非线性支持向量机 (support vector machines, SVM)^[16], 其中的核函数为高斯型, 不同数据的分类结果如表 1 所示。某类别分类精度的计算方法为正确分类像素数除以该类别的像素总数。比较表明, 原始图像超分辨率处理后感兴趣类别的分类精度平均提高了约 2 个百分点, 从分析效果角度客观地表明了所提出超分辨率方法的有效性。

获得的高分辨率目标图像较之参考图像的相对误差为 2.25%, 迭代次数为 150, 运行时间为 4 749 s。T-MAP-SR 方法迭代 116 次收敛, 所获得的高分辨率目标图像与参考图像之间的相对误差为 2.22%。为了比较, 统计其迭代 150 次的运行时间为 275 s, 较之 MAP-SR 方法运算速度仍提高了 17 倍以上, 并且获得较低的复原误差。这一结果说明, 基于

Table 1 Comparison of classification accuracies of low resolution HSI and its super-resolution version

	低分辨率图像	超分辨率图像
类别 2	70.06%	71.45%
类别 3	68.34%	68.69%
类别 10	71.44%	73.31%
类别 11	57.28%	62.58%
类别 14	85.77%	86.90%
平均	70.57%	72.59%

Table 2 Super-resolution recovery errors of different classes

	MAP-SR	T-MAP-SR
类别 2	1.97%	1.67%
类别 3	2.18%	2.10%
类别 10	1.82%	1.47%
类别 11	1.91%	1.55%
类别 14	2.47%	2.10%
其余类	2.27%	2.39%

变换域的 MAP-SR 方法计算量极低且有较好的复原效果。再将 T-MAP-SR 与 MAP-SR 的复原误差进行逐类别统计,结果如表 2 所示。通过比较可以看出, T-MAP-SR 较之 MAP-SR 感兴趣类别的复原误差均不同程度地有所下降而非感兴趣类别的复原误差有所增大,这说明关联感兴趣端元

的 T-MAP-SR 方法具有重点保护感兴趣类别的作用,当然这是以较小地牺牲非重要类别的处理效果为前提的。此外,当我们原始图像添加均值为 267.5(图像中全部像素平均值的十分之一)、方差为 1 的高斯噪声后, MAP-SR 方法的相对误差增加了 0.26%, 而 T-MAP-SR 方法的相对误差仅增加了 0.08%, 这是由于后者在利用端元组合即映射算子在最小二乘意义下表示每个像素时,对噪声干扰自动进行了有效的滤波,从而算法获得了较好的抗噪性能。

3 结 论

本文根据高光谱图像的成像特殊性和谱间信息补偿性,研究并建立了低分辨率资源图像与高分辨率目标图像之间的关系模型;根据地物类别的有限性和高光谱图像应用的特殊性,将超分辨率模型中的像元表征为感兴趣光谱端元的加权线性组合;为保证超分辨率方法的有效实施,研究了高效率低复杂性的模型反演方法以及综合算子离线计算方法。理论分析和实验评价表明,基于 MAP 的高光谱图像超分辨率方法能有效地提高图像的视觉效果和数据分析效果;而关联感兴趣类别端元的实施方式则有助于进一步降低超分辨率复原误差、大幅度缩减计算量、提高感兴趣类别的处理效果和有效克服噪声的干扰。该方法对于更为有效地利用高光谱图像信息有着一定的理论意义和应用价值。

参 考 文 献

- [1] Harris J L. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(7): 31.
- [2] Huang T S, Tsai R. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 10(2): 317.
- [3] Henry Stark, Peyma Oskoui. Journal of the Optica Society of America, 1989, B6(11): 115.
- [4] Rusforth C K. In Image Reconstruction, Theory and Application. New York: Academic Press, 1987. 313.
- [5] Richardson W H. Journal of the Optica Society of America, 1972, 62(1): 55.
- [6] Wald L, Ranchin T, Mangolini M. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1997, 63(6): 691.
- [7] Yocky D A A. Photogram. Engin. & Remote Sensing, 1996, 62(9): 1067.
- [8] Aiazzi B, Alparone L, Barducci A. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999, 2: 1183.
- [9] Gavin J, Jennison C. J. Computational and Graphical Statistics, 1997, 6: 182.
- [10] Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Remote Sensing of Environment, 2002, 79: 1.
- [11] Atkinson P M. Innovations in Geographic Information System, 1997, 4: 166.
- [12] Verhoeve J, Robert D W. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(1): 96.
- [13] HU Min, Tan Jieqing, ZHAO Qianjin. Journal of Information and Computational Science, 2007, 4(1): 59.
- [14] Abma Ray, Kabir Nurul. Geophysics, 2006, 71(6): E91.
- [15] Jeng Sheng-Wen, Tsai Wen-Hsiang. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(15): 1926.
- [16] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. New York: Springer Press, 1995.

MAP Based Super-Resolution Method for Hyperspectral Imagery

WANG Li-guo, ZHAO Yan

College of Information and Communications Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract Hyperspectral imagery (HSI) is used in more and more fields, but its low spatial resolution limits its applications severely. The super-resolution algorithm catches more and more eyes but has not been solved well. In this case, the present paper aimed to do the following researches. The relation modeling was constructed between observed HSI of low resolution and target HSI of high resolution. In the modeling, space transformation was implemented by introducing the operator related to endmembers (EMs) of interest. Maximum posterior probability (MAP) algorithm was used to realize the super-resolution (SR) recovery. Experiments show that the proposed SR method has good recovery effect, low computational complexity, robust noise resistance, and can preserve classes of interest.

Keywords Hyperspectral imagery(HSI); Super-resolution; Maximum a posterior probability (MAP); Endmember

(Received Mar. 6, 2009; accepted Jun. 8, 2009)