

基于独立成分分析的高光谱混合像元分解方法

魏一苇, 黄世奇, 刘代志

(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

摘 要 混合像元分解在高光谱遥感应用领域中具有十分重要的意义, 本文对基于独立成分分析法的高光谱图像中混合像元分解的方法进行了验证。首先利用特征值阈值分析法对高光谱图像进行端元数目估计, 然后利用最小噪声分离法对高光谱图像进行降维, 在此基础上运用独立成分分析法进行像元解混, 最后使用高光谱成像仪采集的图像数据进行验证。结果表明该方法具有良好的解混效果。

关键词 高光谱图像 混合像元分解 特征值阈值分析 最小噪声分离 独立成分分析

Mixed Pixel Decomposition based on Independent Component Analysis for Hyperspectral Image

WEI Yi-wei, HUANG Shi-qi, LIU Dai-zhi

(The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025)

Abstract: Mixed pixel decomposition has a great significance in the application filed of Hyperspectral remote sensing; a method of it based on Independent Component Analysis (ICA) is verified in this paper. First, the eigenvalue threshold analysis (HFC) is used to estimate the number of endmember; then, Minimum Noise Fraction (MNF) method to reduce the dimensionality of hyperspectral image; on this basis, ICA to unmix the mixed pixel. Finally, the data acquired by MSHyperSIS is applied to validate this method. The results show that this method has a good effect on the mixed pixel decomposition.

Key words : Hyperspectral Image; Mixed Pixel Decomposition; Minimum Noise Fraction; Independent Component Analysis

1 引言

高光谱遥感是以“图谱合一”为特征的新型遥感技术, 在地物识别和目标探测方面有着广泛的应用前景^[1]。然而由于地物的复杂性、多样性以及光谱成像仪空间分辨率的限制, 混合像元普遍存在于高光谱图像中, 使得利用高光谱数据进行目标探测和地物识别时难以达到定量化、高精度要求^[2]。因此为了提高高光谱遥感图像应用的精度, 就必须进行混合像元解混^[3]。

所谓的像元解混就是将混合像元分解成不同的基本组分单元 (即“端元”), 并求得这些

* 基金资助: 国家自然科学基金 (No. 41174093)

“端元”所占的比例（即“丰度估计”）^[4]。传统的像元解混方法是在 Boardman 提出的“凸面几何学”的基础上进行分析，如纯像元指数法、内部最大体积法、顶点成分分析法、正交子空间投影法等^[2]。近年来，盲信号分解算法被广泛应用于高光谱图像分析中，常用的算法有：独立成分分析法（Independent Component Analysis, ICA）和非负矩阵分解法（Non-negative Matrix Factorization, NMF）。这类盲信号分解算法不需要光谱先验知识就可以进行混合光谱分解，并同时具有进行端元提取和丰度估计的优势，因此成为高光谱遥感领域研究的热点^[5]。

本文对高光谱图像的混合像元分解问题进行了初步的探索，将混合像元分解分为三个阶段：估计图像中存在端元的数目、对巨大的高光谱图像数据进行降维和像元解混。首先应用了特征值阈值分析法确定端元数目，然后利用最小噪声分离法对数据降维，为下一步用 ICA 进行像元解混做预处理，提高 ICA 的运算效率和解混效果。

2 混合像元形成机理和线性混合模型

2.1 混合像元形成机理

由于自然界地物的复杂性、多样性及传感器空间分辨率的限制，混合像元普遍存在于遥感图像中。从理论上讲，混合光谱的形成主要原因有：（1）单个像元内包含的多种地物光谱的混合效应（受地物光谱、地物几何结构以及在像元中的分布等因素影响）；（2）大气传输过程中的混合效应；（3）遥感仪器本身的混合效应。其中（2）、（3）为非线性效应，大气的部分影响可以通过大气纠正加以克服，仪器的部分影响可以通过仪器的校准、定标加以克服，而本文主要讨论的是原因（1）^[1]。

高光谱图像中光谱混合从本质上可以分为线性混合和非线性混合两种模式。利用非线性混合模型计算出的结果优于用线性模型计算出的结果，但非线性混合模型需要众多的输入参数，这给实际应用带来了困难。非线性混合模型可以通过线性化转化为线性模型，而且线性模型在多种应用中取得了很好的效果，因此，本文仅对如何使用线性光谱混合模型对高光谱图像进行分解的方法进行讨论。

2.2 线性光谱混合模型

线性模型是假设物体间没有相互作用，即每个光子只能“看到”一种物质，且将其信号叠加到像元光谱中。它适用于本质上就属于或者基本属于线性混合的地物，以及在大尺度上可以认为是线性混合的像元内地物。通常情况下，高光谱图像中的每个像元都可以近似认为是图像中各个端元的线性组合。设图像中共有 N 个像元， L 个波段， P 个端元，则某一个像元的观测值 x 可被表示为

$$x = \sum_{i=1}^N a_i s_i + e = As + e \quad (1)$$

其中 $x = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$ 是图像中任意一个 L 维光谱向量， $A = [a_1, a_2, \dots, a_P]$ 是端元光谱矩阵， a_i 代表第 i 个端元的光谱向量， $s = [s_1, s_2, \dots, s_P]^T$ 是丰度向量，代表该像元中各端元所占的比例， e 是误差项。 s 应满足丰度非负约束与丰度和为一约束

$$0 \leq s_i \leq 1, \sum_{i=1}^N s_i = 1 \quad (2)$$

在线性模型下,混合像元分解就是从观察值 x 中分离出 A 和 s 。

如果基于数学模型来对线性模型进行解译,可将上式写成如下形式

$$X = A \cdot S + E \quad (3)$$

其中, X 是图像的二维矩阵表示形式,每一列代表着像元光谱, A 是端元矩阵, S 是组分丰度的二维表示形式, E 为误差的二维矩阵表示。

从形式上,这一模型与两类盲成分分析方法即 ICA 和 NMF 相似,因而很自然地将这两类算法应用于混合光谱分解中^[6]。

3 混合像元分解流程及算法

整个线性光谱解混技术流程分为端元数目确定、降维处理以及像元解混三个阶段,流程如图 1 所示。首先,利用特征值阈值分析法对高光谱图像进行端元数目估计,减少算法的迭代次数。然后,利用最小噪声分离法对图像数据进行降维,在提高信噪比的前提下压缩数据量。经过这两个阶段的处理可以大大提高运算的效率。阶段三是整个流程的核心,包括端元提取和丰度估计,即确定式(3)中的 A 和 S 。这个阶段可以根据是否具备图像中地物的光谱先验知识分为有监督和无监督两类像元解混方法。前一类方法需要先提取出地物的端元,再对其丰度进行反演估计;后一类方法可以同时进行端元提取和丰度估计。本文采用无监督的像元解混方法。

3.1 端元数目确定

在没有相关端元光谱的先验知识的情况下,需要从图像中自动提取端元光谱,自动提取端元的前提是估计出端元数目。Chang 等提出了基于 Neyman-Pearson 检测理论的特征值阈值法,简称 HFC (Harsanyi, Farrand and Chang),通过分析数据的自相关矩阵和协方差矩阵的特征值的方法来求解端元数目^[7]。假设样本中的噪声为零均值白噪声,即图像的噪声协方差矩阵为单位矩阵,计算出样本的相关矩阵 R 和协方差矩阵 K 的特征值分别为 λ 和 λ 。若信号源数为 VD , 则有

$$\hat{\lambda}_l > \lambda_l, l = 1, 2, \dots, VD \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}_l = \lambda_l, l = VD + 1, VD + 2, \dots, L \quad (5)$$

它的含义是利用自相关矩阵和协方差矩阵的特征值表现出来的噪声能量贡献是相同的,如果某一特征值包含了信号的贡献,那么就有 $\hat{\lambda}_l > \lambda_l$ ^[3]。HFC 是目前比较有效的端元数目确认方法。

3.2 降维处理

高光谱数据量巨大的特点导致了信息的冗余,增加了数据处理量和处理的复杂性。因此为了提高成像光谱仪数据分析处理的效率,保障处理结果精度,常常需要先进行数据降维。在诸多降维方法中,最小噪声分离 (Minimum Noise Fraction, MNF) 法受噪声影响较小,可以提高图像的信噪比;因而,在高光谱遥感中应用很广泛,并且已经集成到 ENVI 软件中。MNF

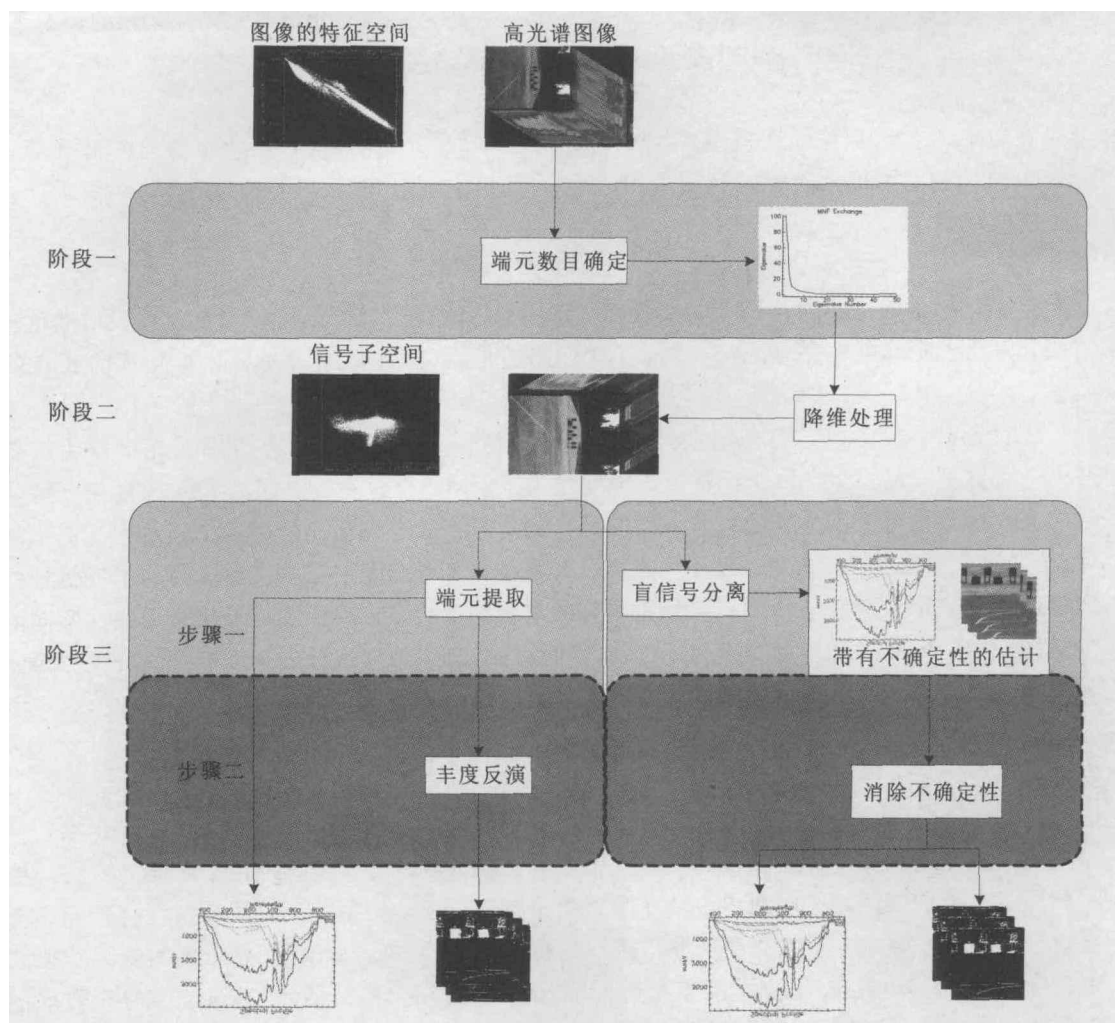


图 1 线性光谱解混技术流程

将一幅高光谱图像的主要信息集中在前面几个波段中，主要作用是判断图像数据维数、分离数据中的噪声，减少后期处理的工作量。

MNF 也是一种线性变换，本质上是含有两次叠置的主成分分析^[8]：第一次是利用主成分分析中的噪声协方差矩阵，将噪声白化，使变换后的噪声数据只有最小的方差且没有波段间的相关；第二次是对噪声白化数据进行主成分变换。为了进一步进行波谱处理，检查最终特征值和相关图像来判定数据的内在维数。

本文利用 MNF 对高光谱数据进行噪声白化和降维处理，用包含数据主要信息的前面十几至几十个波段参与下一步的像元解混步骤，大大提高了运算效率。

3.3 像元解混

如果需要提取端元，可以继续用 ENVI 软件中的端元提取技术。流程为：原始图像→MNF 变换→PPI 纯净像元指数→ n 维可视化和端元选择→端元波谱→波谱识别。本文采用非监督

的光谱解混技术,可以在端元信息(如图像中的端元个数,端元光谱等)完全未知的情况下,将混合像元分解为端元光谱并识别其在像元中所占的比例。故本文中不进行专门的端元提取步骤。

在ICA中,可以将线性模型式(1)中的 X , A , S 分别视为观测信号、混合矩阵和源信号,以统计独立为优化目标,利用观测信号 X 寻找变换矩阵 W (W 为 A 的逆),再利用式(6)求解出 S 。

$$S = WX \quad (6)$$

根据目标函数的不同,ICA的实现算法有信息极大化、非高斯性极大化、极大似然估计方法和互信息极小化等估计方法^[9~11]。本文使用的是以负熵作为衡量非高斯性指标的ICA算法。

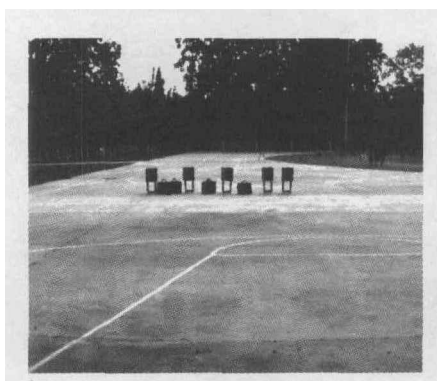
进行光谱解混之前,首先需要选择模型中的源信号。Baylis等人将端元光谱作为源信号^[12],而更多的遥感学者则选择将光谱丰度作为源信号^[13]。这主要是因为ICA需要用到源信号的高阶统计信息来度量其独立性,而端元光谱的数据量(即波段的数目)相对于光谱丰度(整个二维图像的大小)来说,还不足以表征光谱的高阶统计特性。本文中选择将丰度估计作为源信号 S 。ICA提取的独立成分分量与某种地物相对应,将目标和背景信息反映在不同的分量图像中,因此具有一定的空间相关性。计算出的每个独立成分中灰度绝对值最大的像元光谱即是对应于该独立成分的端元光谱的大量分布区。

4 实验分析

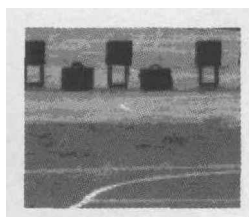
对于高光谱图像中普遍存在的混合像元,本文对分解的各个步骤使用了不同的方法。受ICA算法本身的限制,在对图像中端元数目和分布完全未知的情况下直接分解混合像元,会导致分解结果不确定,不能完全提取出所有的端元等问题。而高光谱图像数据本身维数很高也会降低ICA的运算效率。因此,本文首先用HFC进行端元数目估计,将独立成分个数限定为VD估计的数目;然后运用MNF对数据进行降维降噪等预处理,用这两种算法处理过的数据再使用ICA分解混合像元,可以解决算法本身存在的问题,有望取得较好的分解效果。

本文中使用的的高光谱图像数据是由V10E系列可见—近红外高光谱成像仪(MSHyperSIS)采集到的。MSHyperSIS成像仪的光谱范围是:400—1000nm;光谱分辨率:2.8nm;CCD像素为1344×1024。本次实验时间为2012年5月9日,陕西省西安市地区。以铁质小凳和黑色皮包作为目标样本,放置在一块水泥地上。拍摄到的高光谱图像如图2所示,其中图2(a)为拍摄到整幅图像的灰度图,由于整幅图像很大,处理起来用时较长,本文只选取其中包含目标的一部分来进行处理分析,图2(b)为截取的未进行混合像元分解的原始数据图。

首先使用HFC进行端元数目确定,结果如图3所示。其中图3(a)展示了图像的全256个波段中数据集 X 的协方差阵和自相关矩阵的特征值的差值图。可以看出端元主要集中在前几十个波段,因此,又只选取前60个波段做了同样的差值图,可以清晰地观察到端元数目。根据HFC原理,相关矩阵的特征值和协方差矩阵特征值差值为正的个数代表了端元的数目。如图3(b)所示,蓝色点代表数据的协方差矩阵的特征值,红色代表数据的相关矩阵的特征值,位于蓝色点上面的红色点有12个,故估计这幅高光谱图像的端元数为12个,这为后面

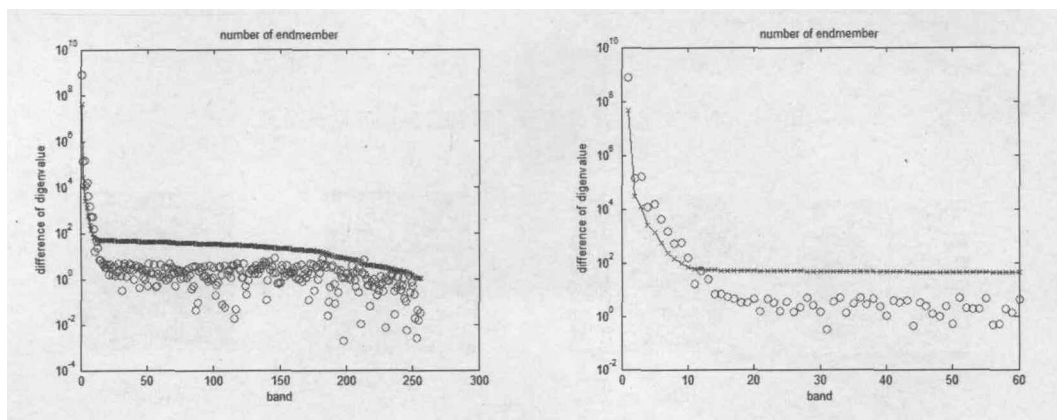


(a) 整幅图像



(b) 参与运算的数据图

图2 成像光谱仪拍摄的原始图像



(a) 全256个波段

(b) 前60个波段

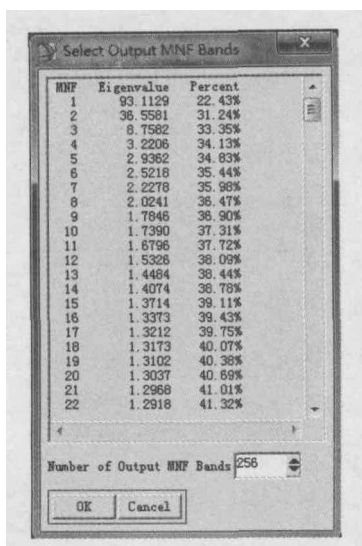
图3 数据集X的协方差阵和自相关矩阵的特征值的差值图

的端元自动提取做了准备。

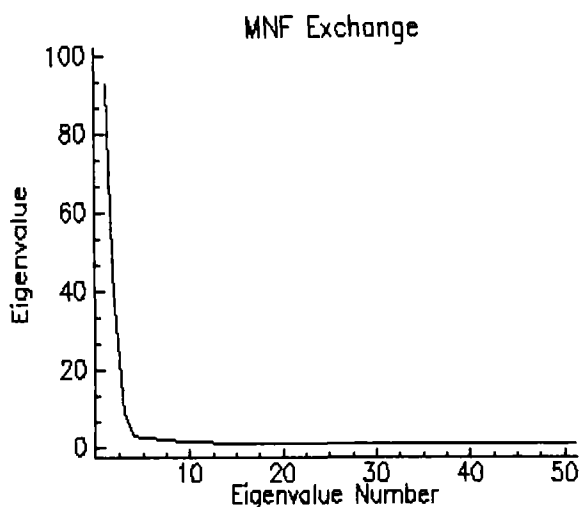
然后,采用ENVI软件模块中的MNF变换对数据进行降维处理,经过变换后波段按照特征值大小的顺序排列,如图4所示。其中,图4(a)中显示了各独立成分按特征值大小排列的顺序;图4(b)显示了编号为前50个波段所对应的特征值,从转折点可以看出该区域有11~12个独立成分,与HFC计算结果非常相近,故本文设定最大迭代次数为12。并选择变换后的前20个波段进行接下来的独立成分分析。

最后将前两个步骤处理的结果再用ICA进行像元解混。我们选取其中包含目标和具有代表性地物的4幅图来展示。从图5中可以清晰地看出,本实验中设计的不同材质的书包和小凳被提取出来,每一幅图像突出了某种或某几种地物,即原始图像中的端元成分。

虽然运用本文方法取得了较好的解混效果,但ICA至今仍然无法提取图像中的所有端元,没有完美地解决高光谱图像光谱解混的问题。其中,一个重要的原因是线性混合光谱模型中的丰度约束无法满足ICA方法中各成分统计独立的前提条件。另外,在实际应用中,用户希望每次运行算法都有相同的结果,并且能按照对端元信号的关心程度最先搜索出来,ICA

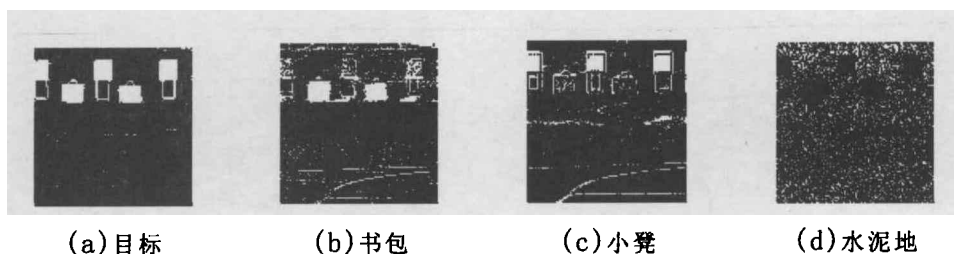


(a) 按特征值大小排列的波段



(b) 各成分编号对应特征值

图 4 MNF 变换各成分编号对应特征值 (高斯白噪声)



(a) 目标

(b) 书包

(c) 小凳

(d) 水泥地

图 5 提取出的端元分布情况

的次序不确定性无法保证这一点。因此，很多学者通过在目标函数中引入丰度非负约束与丰度和为一约束来对其进行改进，一定程度上解决了这些问题。

5 结语

利用本文提出的方法进行高光谱混合像元分解，理论与实验结果都证实此方法有效，尤其是运用非监督像元解混技术，可以在没有图像端元先验知识的情况下，同时实现端元提取和丰度估计，大大降低了解混的复杂性。在此基础上，无论是对高光谱图像进行地物识别、分类还是目标探测，精度都会进一步提高。

参考文献

- [1] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感: 原理、技术与应用. 北京: 高等教育出版社, 2006
- [2] Alexander F. H., Goetz. Three decades of hyperspectral remote sensing of the Earth: A personal view. Remote Sensing of Environment, 2009, S5-S16

- [3] 黄远程. 高光谱影像混合像元分解的若干关键技术研究. 武汉: 武汉大学博士学位论文, 2010
- [4] 张兵, 高连如. 高光谱图像分类与目标探测. 北京: 科学出版社, 2011
- [5] 贾森. 非监督的高光谱图像解混技术研究. 浙江: 浙江大学博士学位论文, 2007
- [7] Harsanyi J C, Farrand W, Chang C I. Detection of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences. In: Annual Meeting, Proceedings of American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 1994. 236-247
- [8] 邓书斌. ENVI 遥感图像处理方法. 北京: 科学出版社, 2010
- [9] 贾威, 王斌, 张立明. 基于独立分量分析的高光谱遥感图像混合像元分解. 红外与毫米波报, 2011, 30 (2). 1001-9014
- [10] 罗文斐, 钟亮, 张兵, 高连如. 高光谱遥感图像光谱解混的独立成分分析技术. 光谱学与光谱分析, 2010, 30 (6). 1628-1633
- [11] 史振威. 独立成分分析的若干算法及其应用研究. 大连: 大连理工大学博士学位论文, 2005
- [12] J. D. Bayliss, J. A. Gualtieri, and R. E. Cromp. Analyzing hyperspectral data with independent component analysis. In Proceedings of SPIE, 1997, 3240. 133-143
- [13] S. A. Robila. Investigation of spectral screening techniques for independent component analysis based hyperspectral image processing. In Proceedings of SPIE, 2003, 5093. 241-252