超光谱图像的二阶差分预测压缩算法

张 威1,2,3 戴 明1,2 尹传历1,2 冯字平1,2

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033)1

(中国科学院研究生院 北京100049)2 (北华大学计算机学院 吉林132013)3

摘 要 根据超光谱图像空间谱间都存在较强相关性的特性,设计了一种结合空间预测的二阶差分预测压缩算法。 采用 MED 预测器去除空间相关,采用二阶差分预测器去除谱间相关,并根据像素预测误差的权重设计了统一的去相 关预测器,最后对误差图像做基于上下文的编码,实现图像的近无损压缩。研究结果表明,各波段峰值信噪比(PSNR) 为 39dB 左右时,压缩比可以达到 12,7,压缩效果比较理想。

关键词 超光谱图像,去相关,无损压缩,预测编码

中图法分类号 TP391

文献标识码 A

New Compression Approach to Hyper-spectral Images Based on Second Order Difference Predictive

ZHANG Wei^{1,2,3} DAI Ming^{1,2} YIN Chuan-li^{1,2} FENG Yu-ping^{1,2}

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)¹
(Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)² (Institute of Computer, Beihua University, Jilin 132013, China)³

Abstract According to hyper-spectral images having strong correlation both in spectral and spatial, a novel compression scheme based on second order difference predictive that combines with spatial predictive was presented. MED predictor was used to remove the spatial correlation. Second order difference predictor was used to remove spectral correlation. Then a unified predictor was designed based on the weight of predictive error. At last near lossless compression was completed after context-based coding. The results show that the compression ratio can reach up to 12. 7 when the PSNR is about 39dB, so the algorithm is efficient.

Keywords Hyper-spectral images, Decorrelation, Lossless compression, Predictive coding

1 引言

随着光谱仪光谱分辨率的提高和观测光谱范围的增大,光谱仪的波段数急剧增长。而且为了获得较大的动态范围,对图像量化的位数也很高,这在获取巨大的信息量和信息率的同时也增加了图像数据量。如超谱 AVIRIS(airborne visible infrared imaging spectrometer)图像,有 224 个连续谱带,每个谱带图像的空间分辨率为 512×614×12bit,所以一幅图像的数据量就达到 100MB以上^[1]。这样的海量数据给图像的传输、存储和管理带来了巨大的困难。为了在有限的通信带宽实现超光谱图像的高速传输,提高超光谱图像的使用效率,必须研究和开发高性能的超光谱遥感图像压缩技术。

鉴于超光谱遥感图像信息的珍贵性,超光谱图像的压缩 大多要做无损压缩。在各种压缩技术中,变换编码和预测编 码是两种经典的图像压缩方法,此外矢量量化、感兴趣区压缩 也比较常用。基于变换的压缩方法易于区分图像的轮廓特征 和细节信息,许多渐进式编码通过采用提升方案在一定程度 .上减少了运算量,但总体上来说变换编码运算时间较长,常用 于图像的有损压缩。矢量量化方法采用存有码矢量的码书通过查表实现解码,这使得解码器非常简单,但它的编码过程计算复杂,码矢量搜索造成了大量的计算负担,所以主要适合低码率图像编码。另外,码书对待编码图像要充分适应,因此不同的图像有时要重新构造码书,这对于实时应用十分不利。超光谱图像的无损压缩比很低,在数据的保真度和压缩比之间权衡,可以采用感兴趣区压缩。根据不同的使用目的,对图像中感兴趣的重要区域做无损压缩,其他区域做有损压缩,这样就在统一的体系内实现了超光谱图像的无损到有损压缩,有效地提高了压缩比。但是这种压缩并没有保留图像的全部信息,不能用于图像的存档。事实上,对图像的无损压缩技术而言,其理论框架一直是基于预测的方法[2]。目前用于超光谱图像无损压缩的预测方法有很多,如针对谱间结构相关设计的预测树方法、可去除谱间统计相关的线性预测方法以及适合图像纹理区的自适应预测方法等。

预测编码的实现主要有两步:去相关和熵编码。超光谱 图像每个波段图像的像素值是相同区域物体对各个波段光的 反射强度值,相邻波段的物体反射率是相近的。而且各谱段

到稿日期,2009-06-16 返修日期,2009-09-13 本文受国家高技术研究发展计划(863)项目(2008AA121803)资助。

张 威(1974一),女,博士生,副教授,主要研究方向为图像处理,E-mail;yangyou@121.com;戴 明(1965一),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为光电平台稳定技术和图像稳定技术及航空光电成像技术;**尹传历**(1975一),男,主要研究方向为图像处理;冯字平(1982一),女,博士生,主要研究方向为视频图像信号处理及图像配准、拼接融合。

图像的成像对象相同,虽然各图像在灰度值上会有差异,但结构是非常相似的,所以各波段光谱图像在同一空间位置的像素有相似性,这也就是所谓的谱间相关性。如何利用超光谱图像中的相关性建立预测器,以去除图像像素间的相关,是各种预测算法研究的重点。本文提出了一种超光谱图像的二差分预测压缩算法,算法首先利用贪心算法选择预测波段,接下来设计了二阶预测器来去除图像谱间和空间相关。实验表明,本文算法有效去除了图像相关,且压缩时间较其他同类预测算法有明显提高,实现简单,具有实际应用的价值。

2 超光谱图像的相关性

预测编码的基本思想是不传送图像数据本身,而是编码 传送实际像素值和预测值的预测误差。如果预测误差和当前 像素相比携带的新信息较多,那么压缩效率将会受到影响,所 以图像压缩的实质就是去相关。多光谱图像数据的相关性主 要表现在空间和谱间两方面,用相关函数可以做定量衡量。

自相关函数用来表征空间相关性,对于大小为 $M \times N$ 的 灰度图像 f(x,y),其自相关函数定义为

$$r(s,d) = \frac{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[f(x_m, y_n) - \overline{f} \right] \left[f(x_m + s, y_n + d) - \overline{f} \right]}{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[f(x_m, y_n) - \overline{f} \right]^2}$$

式中, \overline{f} 为图像的均值,定义为 $\overline{f}(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} f(x_m, y_n)$ 。

选取 AVIRIS 的 Sandiego 图像测试空间相关系数,部分数据如图 1 所示。

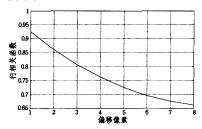


图 1 图像空间相关数据

波段之间的相关程度用相关系数来衡量。相关系数取值 在0到1之间,值越大说明图像之间的相关性越强。

$$C_{pq} = \frac{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} [f(x_m, y_n) - \overline{f}][g(x_m, y_n) - \overline{g}]}{\sqrt{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} [f(x_m, y_n) - \overline{f}]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} [g(x_m, y_n) - \overline{g}]^2}}$$

对以上图像测得的谱间相关性数据如表1所列。

表 1 图像谱间相关系数

	B61	B62	B63	B64	B65	B66	B67	B68	B69	B70
B61	1,0000									
B62	0.9999	1.0000								
B63	0.9991	0. 9994	1.0000							
B64	0, 9983	0, 9987	0, 9994	1.0000						
B65	0, 9971	0.9975	0.9990	0.9997	1.0000					
B66	0.9962	0. 9967	0, 9987	0, 9992	0.9998	1,0000				
B67	0, 9963	0.9968	0.9987	0.9994	0.9999	0.9999	1.0000			
B68	0,9964	0.9969	0.9987	0.9993	0.9997	0.9997	0.9999	1,0000		
B69	0.9963	0.9969	0. 9987	0, 9992	0.9996	0.9996	0, 9997	0.9999	1.0000	
B70	0.9968	0, 9973	0,9988	0.9992	0.9994	0, 9994	0.9996	0,9997	0, 9999	1,0000

可以看出,有一些波段的自相关性强,预测时有必要选取若干邻域像素作为参考数据,以去除空间相关。波段谱间相关性总体来说随着波段间距的增大逐渐增强。选择相关性强的波段作为当前波段的预测波段可以减小预测误差,从而以较少的误差数据来表示当前波段图像。

3 算法思想

如前所述,对超谱图像的压缩可以从空间和谱间两方面来进行。对图像空间冗余的压缩技术目前比较成熟,本文借鉴了预测 LOCO-I/IPEG-LS 的预测方法。

3.1 空间去相关

空间预测有多种模式,其中 CALIC 采用的带反馈 GAP 预测器的去相关效果较为明显^[3]。但是由于预测式生成过于复杂,故算法的实时性很差,并不适合大数据量的超谱图像压缩。所以本文采用 LOCO-I/JPEG-LS 中的 MED 预测器。设图像大小为 $M \times N$,共有 L 个波段, $x_{i,j}^n$ 表示第n 波段 i 行j 列的像素值, $(\stackrel{\wedge}{x_{i,j}^n})_1$ 表示其空间预测值,对图像做行扫描,检测像素 $x_{i,j}^n$ 的侧四邻域 $x_{i,j-1}^n$, $x_{i-1,j-1}^n$, $x_{i-1,j}^n$, $x_{i-1,j+1}^n$,预测式如下:

$$(x_{i,j}^n)_1 = \begin{cases} \min(x_{i,j-1}^n, x_{i-1,j}^n), & x_{i-1,j-1}^n \geqslant \max(x_{i,j-1}^n, x_{i-1,j}^n) \\ \max(x_{i,j-1}^n, x_{i-1,j}^n), & x_{i-1,j-1}^n \geqslant \max(x_{i,j-1}^n, x_{i-1,j}^n) \\ x_{i,j-1}^n, x_{i-1,j}^n - x_{i-1,j-1}^n, 其它情况 \end{cases}$$

该预测器相对简单,经多幅图像测试,去相关效果要略优于未引入反馈的 GAP 预测器。理论上应当对所有波段图像都做空间预测,以确定预测模式,但是这样无疑会增加算法的时间代价。考虑到超光谱图像的高度相关性,第一波段的预测模式确定后,对其余所有波段的图像均采用这一模式预测并采用前向自适应方法传输,在输出码流中传输该预测模式以备解压时使用。对第一波段图像而言,此时每个像素增加了 2 位附加预测信息,但是多个谱段平均下来,相当于每像素增加了 2/L 位附加信息。对于 L 值较大的超谱图像,这样的开销基本可以忽略不计。

3.2 谱间去相关

采用 DPCM 去除谱间相关性是常见的去相关方法。它的主要思想是:利用预测器估算离散输入 x_i 信号的预测值 $^{\wedge}_{x_i}$,如果预测准确,它们的差分信号值会远小于 x_i 。对差分信号进行编码,就可以得到较好的压缩效果。通常在光谱图像压缩中采用最小均方误差(MMSE)意义下的二阶线性预测,即用前一波段的数据来预测当前波段。事实上,一次差分得到的谱间误差信号仍然存在一定的相关性,这也是单纯采用 DPCM 方法压缩率不高的原因。所以对一次差分的误差信号有必要再次去相关,这也就相当于采用当前波段的前两个波段作为预测波段。谱间预测器设计如下:

$$(\overset{\wedge}{x_{i,j}})_2 = a_1^n x_{i,j}^{n-1} + a_2^n x_{i,j}^{n-2} + a_3^n \tag{4}$$

图像预测误差的平方均值为:

$$\varepsilon^{2} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{N-1} (x_{i,j}^{n} - a_{1}^{n} x_{i,j}^{n-1} - a_{2}^{n} x_{i,j}^{n-2} - a_{3}^{n})^{2}$$
 (5)

对 ε^2 求偏导数,得到在最小均方误差意义下预测系数的 计算公式为:

$$\begin{bmatrix} r(n-1,n-1) & r(n-2,n-1) & f(n-1) \\ r(n-1,n-2) & r(n-2,n-2) & f(n-2) \\ f(n-1) & f(n-2) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1^n \\ a_2^{nf} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(n,n-1) \\ r(n,n-2) \\ f(n) \end{bmatrix}$$
(6)

式中, $r(k,l) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} x_{i,j}^k x_{i,j}^l$, $f(k) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} x_{i,j}^k$ 。解此线性方程,即可得出谱间预测器的预测系数 (a_1^n, a_2^n, a_3^n) 。

3.3 生成统一预测式

经过前两步的预测,分别得到了空间和谱间的独立预测公式。当前像素的理想预测值应当综合考虑谱间、空间的预测误差生成统一预测式。首先计算空间及谱间的预测误差 el 和 e2:

$$e1 = |x_{i-1,j-1}^{n} - (x_{i-1,j-1}^{n})_{1}| + |x_{i-1,j}^{n} - (x_{i-1,j}^{n})_{1}| + |x_{i-1,j}^{n} - (x_{i-1,j}^{n})_{1}| + |x_{i-1,j-1}^{n} - (x_{i,j-1}^{n})_{1}|$$

$$e2 = |x_{i-1,j-1}^{n} - (x_{i-1,j-1}^{n})_{2}| + |x_{i-1,j}^{n} - (x_{i-1,j}^{n})_{2}| + |x_{i-1,j-1}^{n} - (x_{i,j-1}^{n})_{2}|$$

$$(8)$$

最后依据误差权重生成统一的预测器

$$^{\wedge}_{x_{i,j}^{n}} = \frac{e2}{e1+e2} (^{\wedge}_{x_{i,j}^{n}})_{1} + \frac{e1}{e1+e2} (^{\wedge}_{x_{i,j}^{n}})_{2}$$
 (9)

以此作为最终的预测值来计算误差图像。

4 算法过程

算法执行过程分为预处理、去相关和编码3个阶段。

4.1 预处理

为了提高预测效率,算法先将各波段图像按照相关度重新排序。考虑到压缩过程的实时性需求,波段排序过程要求时间复杂度低,且排序后各个波段间的相关系数之和最大,这样才能得到最小预测误差。本文采用贪心法对待压缩的波段图像进行重组,算法执行过程如下:

Step 1 设待压缩图像有从 1 到 n 共n 个波段,设置集合 S,V 分别存放已排序波段和未排序波段,初始时 S= \emptyset ,V= $\{1,2,\dots,n\}$ 。

Step 2 计算波段 i 和 j 间的互相关系数 $h_{i,j}$ 排列成互相 关矩阵 H,其中 i,j=1,2,3,…,n。

Step 3 选取 H 中最大值 $h_{p,q}$,令 p 为 q 的预测波段,置 $S = \{p,q\}, V = \{1,2,\cdots,n\} - \{p,q\}$ 。

Step 4 选取 V 中与 S 中波段互相关系数最大的波段 t,如不构成预测环,则将 t 从 V 中移入 S,否则按照相关系数选取下一波段,直至 $V=\emptyset$ 。

4.2 去相关与编码

Step 1 对排序后的波段 0 和波段 1 图像按照式(3)做空间预测并记录预测模式。

Step 2 根据当前像素 $\vec{x}_{i,j}^{A}$ 的波段内邻域像素 $\vec{x}_{i-1,j-1}^{A}$, $\hat{x}_{i-1,j}^{A}$, $\hat{x}_{i,j-1}^{A}$ 和 Step 1 中得到的预测模式计算空间预测值 $(\vec{x}_{i,j}^{A})_{1}$, $k=2,3,\cdots,n-1$ 。

Step 3 根据预测波段内的参考像素 $x_{i,j}^{\lambda_{i-1}}$, $x_{i,j}^{\lambda_{i-2}}$ 和式(6) 计算 k 波段图像的谱间预测系数($a_{1}^{\alpha_{1}}$, $a_{2}^{\alpha_{2}}$, $a_{3}^{\alpha_{3}}$),利用式(4)得到谱间预测值($x_{i,j}^{\lambda_{1}}$)。 Step 4 分别计算空间和谱间邻域像素的预测误差 e1, e2,根据式(9)得到当前波段像素的统一预测式,计算预测值 $\overset{\wedge}{x_{i,j}}$ 和预测误差 $e_{i,j}^{k} = x_{i,j}^{k} - \overset{\wedge}{x_{i,j}^{k}}$ 。

Step 5 对波段 1、波段 2 的图像以及其他各波段的误差图像做 JPEG LS 编码。

5 实验结果与分析

为了定量比较算法的效果,选取谱内 MED 预测结合谱 间一维 DPCM 的最优组合预测法在同样的软硬件条件下做 对比测试。实验图像为 Sandiego 的前 100 个波段,表 2 给出了平均实验数据。测试环境如下:

硬件:CPU Pentium IV 3.0G 内存 1G 软件:Windows XP,VC6.0

表 2 算法压缩性能比较

	行相关 系数	谱间相 关系数	图像熵	压缩比	信噪比 (dB)	压缩时间 (秒)
最优组合预测	0. 2794	0. 2746	8. 5474	12, 7621	37. 53	106. 43
本文算法	0.2823	0.2417	7. 9830	12.7621	39.67	92.56

可以看出,经过二阶差分的谱间预测,图像的谱间相关系数降低了,图像熵值有一定的下降。在相同压缩比的情况下,本文算法的信噪比有 2dB 左右的提高。虽然采用谱间二阶预测增加了预测系数计算的时间代价,但由于在空间预测时对多波段采用相同预测模式,节省了空间去相关的时间,因此算法总体运行时间仍然比最优组合预测预测提高了约 13%。

结束语 本文研究超光谱图像的无损压缩,提出了结合空间预测的谱间二阶差分预测的压缩方案。从实验结果可以看出:

- (1)超光谱图像在谱间和空间都有较大的冗余,压缩算法 应把空间和谱间的去相关结合起来进行。
- (2) 谱间的二阶 DPCM 预测可以有效地去除相关。具体应用时可以根据图像的特征适当调整预测邻域像素。如对于细节丰富的遥感图像,可以增加邻域像素数量以改善算法的压缩效果。

从实验结果中也可看出,对谱间相关系数较低的图像,本文算法的压缩效果并无明显提高。如果在预测中采用误差反馈或者增大空间和谱间的预测邻域,有可能提高压缩效率。但是这样会增加算法复杂度,从而影响压缩的实时性。如何以最小的时间代价进一步完善预测模型,是本文今后的研究方向。

参考文献

- [1] 吕东亚,黄普明,孙献璞. 高光谱图像的数据特征及压缩技术 [J]. 空间电子技术,2005(1):15-21
- [2] Wu X. Lossless Compression of Continuous-tone Images via Context Selection Quantization and Modeling [J], IEEE Trans. on Image Processing, 1997, 6(5): 656-664
- [3] Wu X. Context-based, Adaptive, Lossless Image Coding [J], IEEE Trans. Communications, 1997, 45(4)
- [4] 张明锋,胡佳,张立明. 基于时空自适应预测的无损视频压缩 [J]. 计算机工程与科学,2004(1):10-26,49-52

(下转第246页)

所以有[13]:

$$e_i \sim N(0_{n \times 1}, \sigma^2 I) \tag{21}$$

I 为单位阵。又因为数据矩阵 X 中的前 2 列表示是观察值,它是图像的像素坐标,所以矩阵 X 满秩,且秩为 3,因此可以得到 σ^2 的无偏估计[13]:

$$\sigma_{2}^{h} = \frac{\sum_{i}^{n} (X_{i} - u_{i}m'_{11} - Y_{ji}m'_{12} - Z_{ji}m'_{13})^{2}}{n - 3}$$
 (22)

它的分子部分称为残差平方和。上面虽只分析 X',实际对 Y' 和 Z'也有同样的性质。

正是因为误差 $e_i \sim N(0, \times 1, \sigma^2 I)$,我们无法预知误差,所以要加上约束条件。在实验部分做了这方面的进一步分析。

4 实验与分析

本文实验首先要对摄像机进行标定,以便计算出摄像机的内参矩阵。对于旋转矩阵 R 与平移矩阵 T,理论上可以任意取,但为了减少计算量,实验过程中用到标定时标定的 R 与 T。实验部分使用的摄像机型号为 DM/ICE+CM2XUT/M。

本实验从一幅图片中提取三维信息进行分析与测试,提取的对象是 140 个角点。首先需要对摄像机进行标定,得到摄像机的内参。本实验采用的标定算法是 tsai 提出的标定算法[2]。

图 3 中的组图就是实验截图。通过本文提出的算法对图 3(a)中 140 个角点提取三维信息,提取到的三维坐标值投影后的截图如图 3(b)所示。顺时针旋转图 3(b)(从上往下看)pitch 角,得到图 3(c),pitch 角是欧拉角中的一个角,这里表示世界坐标系 Z 轴与摄像机坐标系 z 轴之间的夹角[10];再由图 3(c)逆时针旋转 15 度、45 度、75 度,分别得到图 3(d) 一图 3(f)所示的结果。

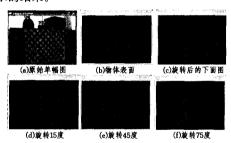


图 3 单幅图片三维信息提取(从目标物体偏左侧拍摄的图片)

另外,我们还对从目标物偏右侧拍摄的图片进行三维信息提取,截图如图 4 的组图所示。

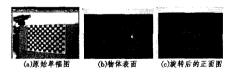


图 4 单幅图片三维信息提取(从目标物体偏右侧拍摄的图片)

图 4(a)是实验所用的从目标物体偏右侧拍摄的图片;图 4(b)是提取的三维坐标值投影后的结果截图,而图 4(c)是将提取的三维坐标值逆时针旋转 pitch 角后得到的结果截图。

(上接第 242 页)

[6] 刘恒殊,彭风华,黄廉卿. 超光谱遥感图像特征分析[J]. 光学精密工程,2001,9(4):392-395

[7] Wang J F, Zhang K, Tang. Spectral and spatial decorrelation of Land-TM data for lossless compression[J]. IEEE Transactions

结束语 经过对不同单幅图片的多次实验,得到以下结论:通过伪逆法计算得到的共面物体的三维坐标值与原三维坐标有一定的关系,经过旋转后还是可以大致得到原目标物体的三维信息。正是因为伪逆法求解过程引入了误差,才使得只能进行定性分析,如判断一个共面物体的朝向、一个共面物体的方位等等。对于不满足约束条件的物体提取的三维信息,误差很大,主要原因是式(22)的残差平方和符合的正态分布是矮胖型的,也就是说数据很不规律。这些都是实验测得的,本文并没有做进一步的理论研究。其实,只要先验知识足够多,就可以从一幅图片中提取任何物体的三维信息。就像人眼一样,单眼可以通过丰富的先验知识判断物体的位置与方位。

参考文献

- [1] Hartley R, Zisserman A, Multiple view geometry in computer vision[M]. Cambridge University Press, 2004; 153-158
- [2] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology Using off-the-shelf TV camera and lenses[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(4); 323-344
- [3] Weng Juyang, Cohen P, Herniou M. Camera Calibration with Distortion Models and Accuracy Evaluation[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (10):965-980
- [4] Nayar S K. Shape from focus system[C]//Proc. Comput. Vision and Pattern Recog. Champaign, Illinois; 302-308
- [5] Peleg S, Ben-Ezra M. Stereo panorama with a single camera [C]// Proc. Comput. Vision and Pattern Recog. Fort Collins, CO, June 1999, I; 395-401
- [6] Stockman G, Lee G. Reconstructing line drawings from wings: the polygonal case[C]//Proc. of Int. Conf. Comput. Vision 3, Osaka, Japan
- [7] Subbarao M, Tyan J-K. Selecting the optimal focus measure for autofocusing and depth-from-focus[J]. IEEE-T-PAMI, 20(8): 864-870
- [8] Shapiro L G, Stockman G C. 计算机视觉[M]. 赵清杰,等译. 北京, 机械工业出版社, 2005; 383-386
- [10] 章毓晋. 图像工程下册——图像理解(第 2 版)[M]. 北京: 清华 大学出版社, 2007, 2; 47-60, 104-105
- [11] 张广军. 机器视觉[M]. 北京:科学出版社,2005,6:14-31,69-79
- [12] 边肇祺,张学工,等. 模式识别(第2版)[M]. 北京:清华大学出版社,2000,1:101-102
- [13] 陈家鼎,孙山泽,李东风,等. 数理统计学讲义(第 2 版)[M]. 北京,高等教育出版社,2006,5,200-227
- [14] 胡兵,李清朗. 现代科学与工程计算基础[M]. 成都:四川大学出版社,2003,9:64-66
- [15] 许晓伟,王知衍,张艳青,等. 视觉图像三维重构计算一般性框架研究[J]. 计算机科学,2008,35(8):208-211

on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(5): 1277-1285

[8] Rao A K, Bhagrvaa S, Mtlltispectral Data Compression Using Bidirectional Intebrand Prediction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(2):385-397