

基于 FPGA 的高光谱图像奇异值分解降维技术

何光林 彭林科

(北京理工大学机电工程与控制国家级重点实验室, 北京 100081)

摘要 为了解决高光谱图像维数高、数据量巨大、实时处理技术实现难的问题,提出了高光谱图像实时处理降维技术。采用奇异值分解(SVD)算法对高光谱图像进行降维,又在可编程门阵列(FPGA)芯片中针对这一算法划为自相关模块、特征求解模块、特征提取模块和降维实现模块 4 个模块进行编程实现、仿真和验证。仿真结果表明,高光谱图像降维后数据量为降维前的 1/3,而降维后的分类像素点误差为 0.2109%,证明了奇异值分解算法进行高光谱图像降维算法的有效性。

关键词 光谱学;高光谱图像;数据降维;奇异值分解;可编程门阵列

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL20093611.2983

FPGA Implement of SVD for Dimensionality Reduction in Hyperspectral Images

He Guanglin Peng Linke

(National Laboratory for Mechatronic Engineering and Control, Beijing Institute of Technology,
Beijing 100081, China)

Abstract To solve hyperspectral image's problems of the high dimensionality, the huge amount of data, and the real-time solution and so on, a real-time hyperspectral dimensionality reduction method is brought forward. Based on singular value decomposition (SVD) method, hyperspectral dimensionality is reduction, and finish the design of the chip system with top-down method. The chip system is divided into autocorrelation module, SVD module, feature extraction module and dimensionality reduction module. It completes the design, simulation and verification of these modules. The results indicate that the hyperspectral image reduced to 1/3, classification error is only 0.2109 percent after the dimensionality reduction. All of this show, the SVD method for hyperspectral dimensionality reduction is effective.

Key words spectroscopy; hyperspectral image; data dimensionality reduction; singular value decomposition; field programmable gate array

1 引 言

高光谱图像具有波段多、光谱分辨率高、相邻波段相关性大、数据量庞大等特点,因而带来信息冗余度高、数据存储所需空间大、处理时间长^[1~3]等问题。因此,高光谱图像在处理、分析之前进行图像数据降维是非常重要的。L. O. Jimenez 等^[4]从理论上对数据降维的可行性进行了论证。

现有降维方法可分为 3 类:利用波段选择进行

降维,通过划分数据源进行降维和利用特征值提取进行降维^[5]。利用波段选择和划分数据源都达不到理想降维效果,因此近年一些采用特征提取方法的降维方式在不断发展。A. A. Green 等^[6~10]发展了主成分分析方法(PCA);Jia Xiuping 等^[3]提出了分段主成分变换(SPCT)的方法;L. O. Jimenez 等^[11,12]提出基于投形寻踪法(PP)和奇异值分解(SVD)算法等。这些算法各有特点,主成分分析法

收稿日期: 2008-11-18; 收到修改稿日期: 2009-01-14

基金项目: 国家部委项目(51305010102)资助课题。

作者简介: 何光林(1974—),男,博士,副教授,主要从事高光谱遥感图像处理及其应用、智能目标检测等方面的研究。

E-mail: heguanglin@bit.edu.cn

和奇异值分解法相对简单,分段主成分分析法和基于投影寻踪法的算法则很复杂,精度也稍高。本文利用可编程门阵列(FPGA)实现高光谱图像降维,则需选择便于硬件实现的奇异值分解算法。

高光谱图像的实时处理是近年来国内外研究的热点,国内还没有在高光谱图像实时降维处理领域有太多的研究。随着FPGA技术的发展,为开发数据吞吐量巨大的高光谱图像数据实时处理芯片创造了条件。田纳西大学的 Hongtao Du 等^[13]提出用FPGA实现高光谱的图像降维,但是没有实现实时处理的功能。本文结合现有降维方法和FPGA的特点,选取XILINX公司 Virtex-5 系列芯片,对基于奇异值分解算法进行模块化划分,利用VHDL语言编程实现高光谱图像数据的实时降维处理。

2 奇异值分解算法基本原理

奇异值分解算法采用集合总体信息的概念,以某种代数或集合准则最优化技术对一个数据阵的结构进行描述和简化。其原理^[5,14,15]为

$$X = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T \end{bmatrix} = [\mathbf{x}_{(1)} \quad \mathbf{x}_{(2)} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{(p)}], \quad (1)$$

式中 X 为高光谱图像数据矩阵, $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_n$ 表示 n 个像素点在不同波段下的光谱特性, $\mathbf{x}_{(1)}, \mathbf{x}_{(2)}, \cdots, \mathbf{x}_{(n)}$ 表示 p 个波段下的不同图像,奇异值分解的算法步骤为:

1) 计算矩阵 $G = X^T X$;

2) 求出 G 的全部特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p \geq 0$ 和对应的标准正交特征向量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \cdots, \mathbf{u}_p$ 为数据阵 X 在 R^p (p 维实数空间)上的主轴(主分量);

3) 计算 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_n$ 的主成分 $\mathbf{y}_{(1)} = X\mathbf{u}_1, \mathbf{y}_{(2)} = X\mathbf{u}_2, \cdots, \mathbf{y}_{(p)} = X\mathbf{u}_p$ 它们是 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_n$ 分别第1,第2,……,第 p 个主轴上的坐标;

4) 对于给定的主成分方差贡献比例 q_0 ,求满足条件的正整数 l

$$\frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} < q_0 \leq \frac{\sum_{j=1}^{l+1} \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j}, \quad (2)$$

则取前 l 个主成分就足以描述原始数据阵;

5) 求出用前 l 个主成分近似表示原始数据阵的系数矩阵 $C = (c_{ij})$,其中 C 的第 i 行是用前 l 个主成分逼近 $\mathbf{x}_{(i)}$ 的线性组合系数。

用数据拟合的观点来看奇异值分解算法,就是在使信息损失尽可能少的前提下,降低原始数据阵

X 的维数。采用雅可比过关法实现奇异值分解算法的特征提取。

雅可比法的基本思想^[16]为:对于任意实对称矩阵 A ,只要能求得正交矩阵 U ,使得 $U^T A U$ 为对角矩阵 D ,就可得到 A 的所有特征值和特征向量。但在雅可比法中,每次变换前需遍历所有非对角线元素,取绝对值最大的元素,耗时多,不利于实时处理。雅可比过关法对此做了改进。

首先计算对称矩阵 A 的所有非对角线元素平方和的平方根,即

$$E = \sqrt{2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n a_{ij}^2}, \quad (3)$$

然后设置第一道关口 $r_1 = E/n$,对 A 中非对角线元素进行逐行(逐列)扫描。若 $|a_{ij}| < r_1$,则让其过关,否则旋转变换将 a_{ij} 化为零。矩阵 A 中所有非对角线元素都过了第一道关口后,再设置第二道关口 $r_2 = r_1/n = E/n^2$,重复上述过程。经一系列关口 r_1, r_2, \cdots ,直到某个关口满足条件为 $r_n < \varepsilon$ 止,其中 ε 为预先设定的精度要求。

3 基于FPGA的奇异值分解降维技术

结合奇异值分解数据降维算法原理,把算法按模块化划分法分别进行编程实现、仿真和验证。基于FPGA芯片的奇异值分解降维技术分为4个模块:自相关模块、特征求解模块、特征提取模块和降维实现模块。

3.1 自相关模块设计

自相关模块主要工作为矩阵乘法运算。以机载可见及红外成像光谱仪(AVIRSI)的标准高光谱图像为例,其数据量大小为 $224 \times 512 \times 512 \times 12$ bit,若一次输入整幅图像数据,因FPGA芯片内部资源有限,不能实时完成自相关运算。考虑矩阵的自相关运算特性

$$\begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{m1} & \cdots & b_{mm} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 $b_{ij} = a_{i1} \times a_{1j} + a_{i2} \times a_{2j} + \cdots + a_{in} \times a_{nj}$, m 为图像波段数, n 为图像空间大小。在此降维运算中,高光谱图像数据通过网口传输,图像数据阵按列传输。由矩阵运算特性和数据的传输特性,可对数据矩阵按列进行分块运算,考虑实时处理要求,通过网口输入的数据需利用BlockRAM进行缓存。数据接收端用两个BlockRAM进行数据的协调缓存。

在对图像进行自相关运算时,选取 32 个乘法 IP 核并行进行乘法累加运算,不断进行乘法相关并累加前一列相关结果,最后便可得到自相关图像矩阵。奇异值分解算法模块所需数据为浮点型,但是 FPGA 芯片内部逻辑资源有限,选取浮点数据为单

精度型。

自相关模块又可分为几个基本的小模块,其模块关系如图 1 所示。其中 RAMC 用来保存相关运算的中间结果,RAMD 用来保存整幅图像自相关结果转换成浮点型后的矩阵数据。

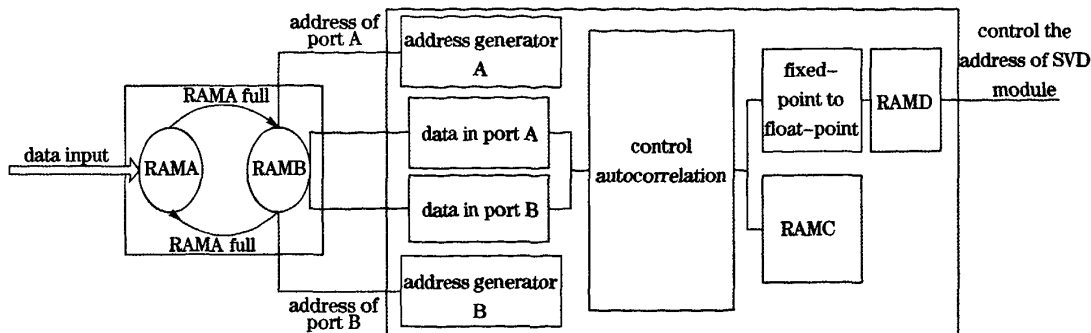


图 1 自相关模块结构图

Fig. 1 Autocorrelation module chart

3.2 特征求解模块设计

特征值求解模块即奇异值分解模块,利用雅可比过关法进行奇异值分解,雅可比过关法又可分为几个基本的子模块,模块关系如图 2 所示。

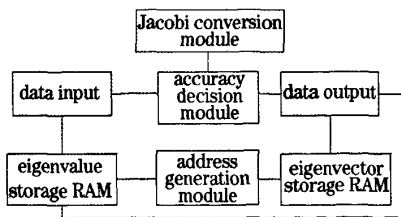


图 2 奇异值分解子模块图

Fig. 2 Singular value decomposition (SVD) module chart

其中特征值存储 RAM 原始数据为自相关模块中数据输出结果矩阵,特征向量存储矩阵 RAM 中原始数据为单位矩阵。精度判定矩阵模块判断特征值矩阵是否达到精度要求,若达到要求则奇异值分

解完成;若没达到精度要求,则继续变换到满足精度要求。雅可比旋转模块用来变换进行奇异值分解。整个模块程序流程如图 3 所示。

3.3 特征提取模块设计

特征提取模块主要功能是特征值排序,并找出对应的特征向量。在此模块中不需对整个矩阵排序,只需提取特征值矩阵的几个大值,并找出与之对应的特征向量即可。整个模块的程序流程如图 4 所示。

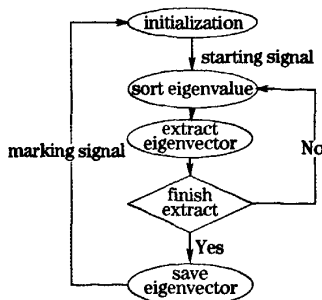


图 4 特征值提取模块程序流程图

Fig. 4 Feature extraction module flow chart

3.4 降维实现模块设计

高光谱图像数据的降维结果由原始高光谱图像数据矩阵与特征提取模块所得结果矩阵相乘得到。降维结果的实现与自相关矩阵的求解过程相似,因而降维实现模块的设计基本与自相关模块的设计相同。

3.5 处理时间管理

要达到实时要求,需严格管理各模块处理时间。当数据传输率为 400 Mb/s 时,一幅 113 波段 160×160 大小高光谱图像需时间为 0.086784 s。

自相关模块运算时间取决于乘法运算时间,输入

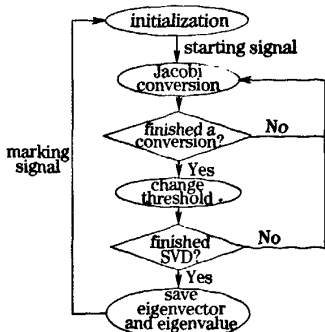


图 3 奇异值分解模块程序流程图

Fig. 3 SVD module flow chart

图像数据矩阵大小为 $113 \times 160 \times 160$, 需乘法 326886400 次。当 Virtex-5 芯片工作于 200 MHz 的时钟频率时, 选用乘法 IP 核 32 个, 其运算时间为 0.051076 s, 远小于图像传输时间, 满足实时性要求。

特征求解模块的运行时间取决于数值解法的旋转次数和比较次数。自相关运算得到矩阵大小为 113×113 。用雅可比过关法对其进行运算时, 选取 4 个乘法 IP 核进行变换, 则完成特征值运算共需要周期数大概为 1.16×10^7 , 其运算时间为 0.058 s, 也满足实时性要求。

特征值提取模块只需简单排序运算, 所花时钟周期较少, 可满足实时性要求。降维实现模块的运算次数少于自相关模块的运算次数, 亦可满足实时性要求。

经分析, 降维芯片可在数据传输速率不高于 400 Mb/s 的情况下达到实时降维的要求。

4 仿真及结果分析

高光谱图像数据来源于澳大利亚机载成像光谱仪(HYMAP)。该成像系统是由澳大利亚集成光电

公司(ISPL)研制生产的, 可获取 126 个连续的光谱波段图像, 光谱范围为 $400 \sim 2500$ nm, 瞬时视场角(IFOV)为 215 mrad。图像大小取 $160 \text{ pixel} \times 160 \text{ pixel}$, 空间分辨率为 4.5 m, 如图 5 所示。



图 5 HYMAP 红树林地区第 5 波段图像及选取区域

Fig. 5 HYMAP mangrove No. 5-band image and the select region

图 6 分别为部分单波段图像, 分别位于第 5, 60, 118 个波段, 对应波长分别为 464, 1314 和 2358 nm。

采用单精度浮点型数据进行奇异值分解, 提取高光谱图像的 40 个主成分进行降维, 分别对降维前后的图像信息利用 K 均值法进行分类, 分 4 类后得到的分类结果伪彩色图像如图 7 所示。

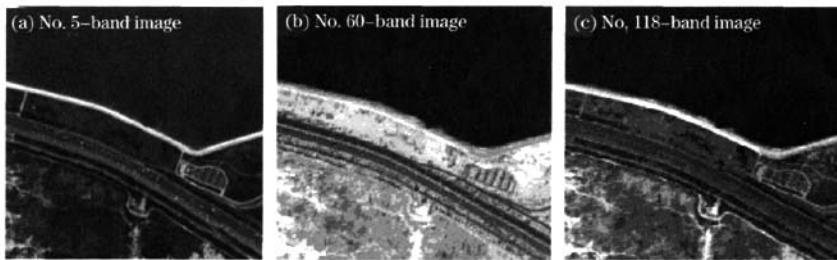


图 6 HYMAP 选取区域单波段图像

Fig. 6 HYMAP single-band image of the select region

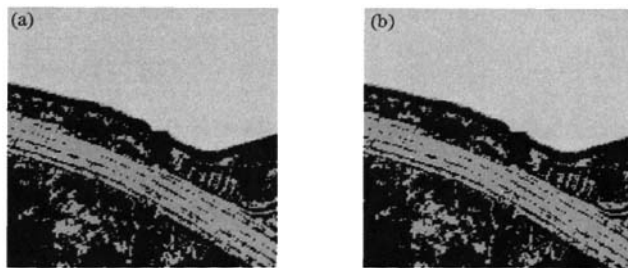


图 7 降维前(a)后(b)分类结果比较

Fig. 7 Results of classification before (a) and after (b) the dimensionality reduction

分析降维前后的分类结果, 提取各类的像素点数目, 像素点数列于表 1 所示。

由表 1 知降维后光谱图像由 113 维降为 40 维, 分类错误像素点数为 54, 其分类误差为 0.2109%。由分类结果可知, 利用本方法进行高光谱图像数据

的降维, 图像信息有少量的损失。而此高光谱图像数据降维前数据量为 34.713 M, 降维后数据量为 12.288 M, 降维后数据量减少了 22.425 M。分析实验结果可知, 利用奇异值分解法进行高光谱图像数据降维可以实现图像数据大幅度降低, 便于高光

谱图像数据信息的后续利用和数据的存储与处理。

表 1 降维前后分类像素点数目表

Table 1 Results of classification before and after the dimensionality reduction

Sort	1	2	3	4
Before dimensionality reduction	5219	1679	7770	10932
After dimensionality reduction	5207	1664	7797	10932

高光谱图像相邻波段相关性越高,数据冗余度越大。场景越复杂的图像其相邻波段相关性越小,对比高光谱图像 8(a),(b),知图 8(a)场景比图 8(b)的复杂,得到它们相邻波段相关系数如图 9,知图 8(a)的数据冗余度小,利用奇异值分解算法降维能降低 2/3 的数据量,对于场景复杂度小的图像则也都能达到理想的降维效果。

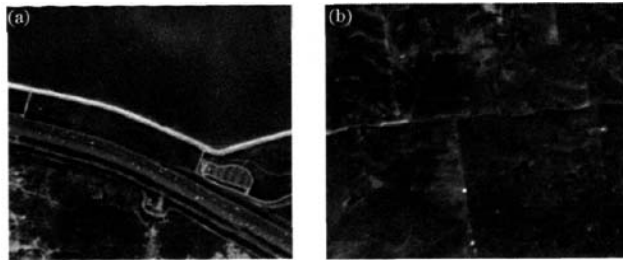


图 8 复杂场景(a)及简单场景(b)的原始高光谱图像

Fig. 8 Original hyperspectral image of complex scene (a) and simple scene (b)

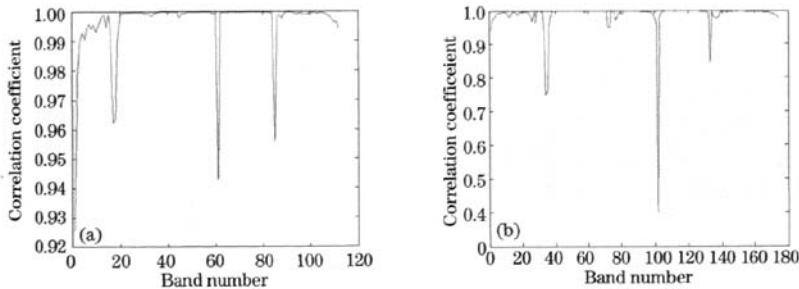


图 9 复杂场景(a)及简单场景(b)的波段间相关系数

Fig. 9 Correlative coefficient between bands in complex scene (a) and simple scene(b)

5 结 论

基于 FPGA 的高光谱图像数据奇异值分解算法,选取雅可比过关法进行奇异值分解,数据类型为单精度浮点型,完成基于 FPGA 的实时高光谱图像降维芯片的设计和仿真。仿真结果表明,高光谱图像降维后数据量为降维前的 1/3,而降维后的分类像素点误差为 0.2109%,证明了奇异值分解算法进行高光谱图像降维算法的有效性。

参 考 文 献

1 Wang Su, Chang Chein-I. Variable-size variable-band selection for spectral feature characterization in hyperspectral data[C]. *SPIE*, 2006, **6378**: 63781B-1~63781B-11
2 Lü Dongya, Huang Puting, Sun Xianpu. Data feature and compression of hyperspectral images [J]. *Space Electronic Technology*, 2005, **20**(1): 15~22
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, **20**(1): 15~22
3 Jia Xiuping, J. A. Richards. Segmented principal components

transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(1): 538~542
4 L. O. Jimenez, R-M. L. Jorge. Integration of spatial and spectral information homogenous by means of unsupervised extraction and classification for objects applied to multispectral and hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(4): 844~851
5 Wang Xiupeng. Hyperspectral Dimensionality reduction based on projection pursuit [D]. Shaanxi: Northwestern Polytechnical University, 2006. 3
王秀朋. 基于投影寻踪的高光谱图像降维算法研究[D], 陕西: 西北工业大学, 2006. 3
6 A. A. Green, M. Berman, P. Switzer. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal[J]. *IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing*, 1988, **26**(1): 65~74
7 Xiaoqun Wang, I. H Sloan. Brownian bridge and principal component analysis: towards removing the curse of dimensionality[J]. *IMA Journal of Numerical Analysis*, 2007, **27**(4): 631~654
8 D. Manolakis, D. Marden. Dimensionality reduction of hyperspectral imaging data using local principal components

- transforms[C]. *SPIE*, 2004, **5425**: 393~401
- 9 D. F. Michael, R. M. Mersereau. On the impact of PCA dimension reduction for hyperspectral detection of difficult targets [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(2): 192~195
- 10 Yan Jingwen, Qu Xiaobo, Chen Jiazhen. A new quasi-lossless compression of partitioned KLT and IWT multispectral images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(10): 1740~1744
闫敬文, 屈小波, 陈嘉臻. 分组 Karhunen-Loeve 变换/整数小波变换高光谱影像无损压缩新方法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(10): 1740~1744
- 11 L. O. Jimenez, L. A. David. Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(6): 2653~2667
- 12 Xun Lina, Fang Yonghua, Li Xin. A small target detection approach based on endmember extraction in hyperspectral image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(7): 1178~1182
寻丽娜, 方勇华, 李 新. 高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(7): 1178~1182
- 13 Du Hongtao, Qi Hairong. An FPGA implementation of parallel ICA for dimensionality reduction in hyperspectral images [J]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **5**(5): 3257~3260
- 14 Zhang Junping, Zhang Hua. State-of-arts and analysis on hyperspectral image classification in imaging spectral technique [J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2001, **2**(1): 37~44
张钧萍, 张 哗. 成像光谱技术超谱图像分类研究现状与分析 [J]. *中国空间科学技术*, 2001, **2**(1): 37~44
- 15 Tang Qingtao, Rao Yunjiang, Zhu Tao *et al.*. High-resolution signal demodulation method for fiber-optic Fabry-Perot multiplexing system [J]. *Chinese J. Lasers*, 2007, **34**(10): 1353~1357
唐庆涛, 饶云江, 朱 涛 等. 光纤法-珀传感系统高分辨率复用信号解调方法[J]. *中国激光*, 2007, **34**(10): 1353~1357
- 16 Xu Shiliang. Common Algorithm Procedure Assembly [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004
徐士良. 常用算法程序集[M]. 北京:清华大学出版社, 2004

基于FPGA的高光谱图像奇异值分解降维技术

作者: 何光林, 彭林科, He Guanglin, Peng Linke
作者单位: 北京理工大学机电工程与控制国家级重点实验室, 北京, 100081
刊名: 中国激光 ISTIC EI PKU
英文刊名: CHINESE JOURNAL OF LASERS
年, 卷(期): 2009, 36(11)
被引用次数: 0次

参考文献(16条)

1. Wang Su, Chang Chein-I [Variable-size variable-band selection for spectral feature characterization in hyperspectral data](#) 2006
2. 吕东亚, 黄普明, 孙献璞 [高光谱图像的数据特征及压缩技术](#)[期刊论文]-[空间电子技术](#) 2005(1)
3. Jia Xiuping, J. A. Richards [Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification](#) 1999(1)
4. L. O. Jimenez, R. M. L. Jorge [Integration of spatial and spectral information homogenous by means of unsupervised extraction and classification for objects applied to multispectral and hyperspectral data](#) 2005(4)
5. 王秀朋 [基于投影寻踪的高光谱图像降维算法研究](#) 2006
6. A. A. Green, M. Berman, P. Switzer [A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal](#) 1988(1)
7. Xiaqun Wang, I. H Sloan [Brownian bridge and principal component analysis: towards removing the curse of dimensionality](#) 2007(4)
8. D. Manolakis, D. Marden [Dimensionality reduction of hyperspectral imaging data using local principal components transforms](#) 2004
9. D. F. Michael, R. M. Mersereau [On the impact of PCA dimension reduction for hyperspectral detection of difficult targets](#) 2005(2)
10. 闫敬文, 屈小波, 陈嘉臻 [分组Karhun-Loeve变换/整数小波变换高光谱影像无损压缩新方法](#)[期刊论文]-[光学学报](#) 2007(10)
11. L. O. Jimenez, L. A. David [Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit](#) 1999(6)
12. 寻丽娜, 方勇华, 李新 [高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法](#)[期刊论文]-[光学学报](#) 2007(7)
13. Du Hongtao, Qi Hairong [An FPGA implementation of parallel ICA for dimensionality reduction in hyperspectral images](#) 2004(5)
14. 张钧萍, 张晔, 周廷显 [成像光谱技术超谱图像分类研究现状与分析](#)[期刊论文]-[中国空间科学技术](#) 2001(1)
15. 唐庆涛, 饶云江, 朱涛, 邓明 [光纤法-珀传感系统高分辨率复用信号解调方法](#)[期刊论文]-[中国激光](#) 2007(10)
16. 徐士良 [常用算法程序集](#) 2004

相似文献(10条)

1. 期刊论文 [张立燕, 谌德荣, 陶鹏, ZHANG Li-yan, CHEN De-tong, TAO Peng 端元提取技术在高光谱图像压缩中的应用 - 光谱学与光谱分析](#) 2008, 28(7)

高光谱图像海量数据如何实现大比例有效压缩是限制其应用的主要问题之一, 而现有无损压缩方法存在大压缩比与光谱特性信息准确保留的矛盾, 即使现有最优无损压缩方法也不能够得到令人满意的结果. 文章基于混合像元分解的思想提出基于端元提取技术的数据无损压缩方法来解决该矛盾, 首先用

顶点成分分析 (VCA) 方法提取场景中地物的端元光谱, 根据各端元与观测像元之间的光谱间余弦角相似性度量方法估计各端元的丰度, 接着对端元光谱及丰度数据进行无损压缩, 最后利用JPEG2000有损压缩方法对高光谱图像的所有单波段图像进行空间维大比例有损压缩. AVIRIS高光谱图像的仿真结果表明, 压缩比得到大幅度提高, 光谱信息得到有效恢复. 在实现压缩比为50:1时, 大部分像元的光谱角误差在2%左右.

2. 期刊论文 [陈雷, 张晓林, 刘荣科, 雷志东, CHEN Lei, ZHANG Xiao-lin, LIU Rong-ke, LEI Zhi-dong](#) [光谱去相关技术](#)
[在高光谱图像小波压缩中的应用 - 光谱学与光谱分析](#)2010, 30(6)

随着数据量的不断增长, 如何有效压缩高光谱图像成为影响其普及应用的一个关键问题. 近年来, 小波压缩技术已经被证明是高光谱图像压缩方法中很有发展前景的一个, 但由于其对高光谱图像特性的利用较为有限而使其性能的进一步提升受到了限制. 文章根据高光谱图像的光谱特征, 提出了一种基于光谱去相关的高光谱图像小波压缩方法, 设计了分块预测方法来同时去除光谱间相关性和空间相关性, 并将其应用于小波压缩方法之中. 首先, 将高光谱图像分为几个具有高频间相关性的图像块. 然后推导出各块中波段的近似成比例的特性, 并在各块分别进行基于这一特性和超光谱图像其他特性设计波段预测编码. 最后, 将预测用的参考波段和预测后获得的偏差数据, 通过小波编码技术进行压缩. 实验结果表明, 所设计的方法与目前先进的超光谱压缩技术相比其性能有显著的提升. 与AT-3DSPIHT算法比较, 最高PSNR或SNR提升幅度均能达到4.2 dB左右. 此外, 此方法在低比特率下的优势也十分突出.

3. 期刊论文 [孙蕾, 谷德峰, 罗建书, SUN Lei, GU De-feng, LUO Jian-shu](#) [高光谱遥感图像的小波去噪方法 - 光谱学与光谱分析](#)2009, 29(7)

高光谱遥感图像是由二维空间信息和一维光谱信息组成的三维数据. 普通的去噪方式通常是分别对空间信息或光谱信息进行去噪, 其主要缺点是忽视了高光谱图像强烈的谱间相关性和图谱合一的特点. 针对这些特点, 文章提出一种基于小波变换的高光谱遥感图像去噪方法. 该方法对各波段高光谱图像逐一进行二维小波变换, 根据含噪声大的波段与噪声小的波段的波长关系, 对小噪声波段的高频系数加权求和, 代替噪声大的波段的高频系数, 通过小波逆变换得到去噪后的重构图像. 该方法运算速度快, 能有效地降低噪声. 对机载可见红外成像光谱仪数据 (AVIRIS) 实验表明, 与经典的BayesShrink图像去噪方法相比, 方法重构图像的信噪比 (SNR) 高出3.8~10.6 dB, 节省运算时间一半以上.

4. 期刊论文 [王立国, 赵妍, WANG Li-guo, ZHAO Yan](#) [基于MAP的高光谱图像超分辨率方法 - 光谱学与光谱分析](#)
2010, 30(4)

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.

5. 期刊论文 [高光谱遥感图像微分域三维混合去噪方法 - 光谱学与光谱分析](#)2009, 29(10)

高光谱遥感图像是一种三维数据, 由二维空间信息和一维光谱信息组成. 普通的对二维静态图像或一维光谱信息去噪的算法忽视了高光谱图像强烈的谱间相关性和图谱合一的特点, 无法取得令人满意的效果. 同时现代的高光谱遥感图像噪声级别相对较低, 噪声方差随波段不同而不同. 针对以上特点, 提出一种微分域三维混合去噪方法. 首先将高光谱遥感图像变换到光谱微分域, 使细微的噪声变得显著. 然后在微分域中, 对二维空间域采用基于小波的非线性阈值去噪BayesShrink算法. 为克服噪声方差小同的特点, 对光谱维不再采用小波阈值去噪方法, 而采用Savitzky-Golay滤波进行平滑. 最后对微分域去噪平滑处理后的图像进行光谱积分, 并进行积分修正, 消除光谱积分中引入的积累误差. 对信噪比为600:1的机载可见红外成像光谱仪数据 (AVIRIS) 实验表明, 该算法能有效地降低噪声, 将信噪比提高到2 000:1以上.

6. 期刊论文 [叶旭君, Kenshi Sakai, 何勇, YE Xu-jun, Kenshi Sakai, HE Yong](#) [基于机载高光谱成像的柑橘产量预测模型研究 - 光谱学与光谱分析](#)2010, 30(5)

果树的隔年结果现象严重影响果园的果实产量和经济效益. 选择受隔年结果现象影响较为严重的柑橘作为研究对象, 运用机载高光谱成像仪在较早生长季节 (2003年4、5、6月) 获取柑橘果树的高光谱图像, 利用偏最小二乘回归 (PLS) 确定基于高光谱图像数据的模型预测变量, 建立柑橘产量的多元线性回归 (MLR) 和人工神经网络 (ANN) 预测模型. 研究结果表明, 利用5月份获得的高光谱图像建立的模型具有最优的产量预测效果, 而且PLS-MLR模型比PLS-ANN模型具有更好的稳定性和一致性. 该研究结果为今后研制和开发基于高光谱成像技术的柑橘产量预测方法提供了重要的理论和技术基础.

7. 期刊论文 [王立国, 邓禄群, 张晶, WANG Li-guo, DENG Lu-qun, ZHANG Jing](#) [基于线性最小二乘支持向量机的光谱端元选择算法 - 光谱学与光谱分析](#)2010, 30(3)

光谱端元选择是高光谱数据解混分析的重要前提. 在各种端元选择算法中, N-FINDR算法因其自动性和高效性受到广泛欢迎. 然而, 该算法需要进行数据降维预处理, 且包含大量的体积计算导致该算法的运算速度较慢, 限制了该算法的应用. 为此提出基于线性最小二乘支持向量机的N-FINDR改进算法, 该算法无需降维预处理, 且采用低复杂度的距离尺度代替复杂的体积尺度来加速算法. 此外还提出对野值点施加有效控制以赋予算法鲁棒性, 以及利用像素预排序方法来降低算法的迭代次数. 实验结果表明, 基于线性最小二乘支持向量机的改进N-FINDR算法在保证选择效果的前提下复杂度大大降低, 鲁棒性方法和像素预排序方法则进一步提高了算法的选择效果和选择速度.

8. 期刊论文 [吴建虎, 彭彦昆, 陈菁菁, 王伟, 高晓东, 黄慧](#) [基于高光谱散射特征的牛肉品质参数的预测研究 - 光谱学与光谱分析](#)2010, 30(7)

研究利用光谱散射特性预测牛肉的pH值、嫩度和颜色. 使用高光谱成像系统, 获取400~1100nm波长范围内新鲜牛肉表面的高光谱散射图像, 预测牛肉的品质参数. 提取高光谱图像在400~1100 nm波长范围内的散射特征, 利用洛伦兹分布函数, 拟合各个波长处的散射曲线, 获取不同波长散射曲线的洛伦兹函数参数. 使用逐步回归方法, 选择优化波长及其相应的拟合参数, 建立多元线性回归模型预测牛肉的品质参数. 使用全交叉验证法评价模型性能. 对嫩度的预测相关系数达到0.86, 预测标准差为11.7 N. 分级准确率达到91%; pH值的预测相关系数为0.86, 预测标准差为0.07; 对颜色参数L*, a*, b*的预测相关系数分别达到0.92, 0.90和0.88, 预测标准差分别为0.90, 1.34和0.41. 研究结果表明, 利用光谱散射特征可以较好的预测牛肉的品质参数.

9. 期刊论文 [张亮, ZHANG Liang](#) [基于PCA和SVM的高光谱遥感图像分类研究 - 光学技术](#)2008, 34(z1)

支持向量机 (SVM) 是根据统计学习理论提出的新的研究方法, 它在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出了许多特有的优势, 在模式识别、函数逼近和概率密度估计等方面取得了良好的效果. 由于高光谱图像波段数多, 各波段间具有较强的相关性, 因此通过主成分分析 (PCA) 方法对高光谱数据进行预处理, 达到了降维的目的, 同时也去除了噪声波段. 用支持向量机方法对高光谱遥感图像进行分类, 可实现图像的分类识别.

10. 期刊论文 [蒋金豹, 黄文江, 陈云浩](#) [用冠层光谱比值指数反演条锈病胁迫下的小麦含水量 - 光谱学与光谱分析](#)
2010, 30(7)

通过高光谱遥感估测条锈病胁迫下的小麦冠层水分含量. 通过人工田间诱发不同等级小麦条锈病, 在不同生育期测定感染不同严重程度条锈病的冬小麦冠层光谱、相对含水量 (relative water content, RWC) 以及调查小麦条锈病病情指数 (disease index, DI). 研究发现随着小麦RWC的减少, 冠层光谱反射率在近红外区域 (900~1300 nm) 逐渐降低, 而在短波红外区域 (1300~2500 nm) 逐渐增大, 且RWC与DI间具有强负相关性. 对冠层光谱进行平滑处理, 利用冠层光谱近红外与短波红外水分敏感波段构建比值指数, 然后建立以比值指数为变量的反演RWC线性模型, 并分析对比各模型反演RWC的精度以及稳定性. 结果发现比值指数R1300/R1200反演RWC的精度及稳定性 (R2=0.63) 都优于其他指数, 其线性模型反演绝对误差为3.43, 相对误差 (relative error, RE) 为4.78%. 该研究结果不仅为判别小麦病害提供辅助信息, 而且也未来利用高光谱图像反演植物含水量提供理论与方法支持.

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_zgjg200911039.aspx

授权使用: 陕西理工学院(sxlgxy), 授权号: 1392a6a8-9790-4c3a-a9d3-9df20107f2f0

下载时间: 2010年9月15日