基于GPU的高光谱遥感岩矿信息

快速提取方法研究**[[1]](#footnote-1)**

柳家福1,2,吴泽彬1,2,3, 刘天石4，韦志辉1,2,王启聪1,2

（1. 南京理工大学计算机科学与工程学院，南京 210094；

2. 江苏省光谱成像与智能感知重点实验室，南京 210094；

3. 南京理工大学连云港研究院，江苏 连云港 222006；

4. 北京航空航天大学电子信息工程学院，北京 100191）

摘要:利用图形处理单元GPU(graphics processing unit)的并行计算优势对高光谱岩矿信息提取的核心步骤进行了并行优化设计，第一次提出了基于GPU的高光谱岩矿信息快速提取方法，基于GPU并行编程平台，提出了基于GPU的岩矿信息快速提取并行设计模型。此外，针对高光谱岩矿信息提取的算法特点，提出了相应的性能优化策略，包括优化算法流程、提高访存效率和减少数据访问冲突。实验结果证明，提出的并行设计模型与优化方法能够快速有效地进行岩矿信息提取，并且最大加速比达到了81倍。研究表明，GPU本身的硬件加速处理器十分适合高光谱遥感图像的处理，计算能力很强，花费时间代价也较少，能够满足实时处理的要求。

关键词:高光谱遥感；岩矿信息提取；图形处理单元；并行优化

中图分类号：TP751.1文献标志码：A

**Research of rock mineral information quick extraction of hyperspectral remote sensing based on GPU**

Liu Jiafu1,2 Wu Zebin1,2,3 Liu Tianshi4 Wei Zhihui1,2 Wang Qicong1,2

(1. *School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing* 210094*, China*;

2. *Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging & Intelligent Sense, Nanjing* 210094*, China*;

3. *Lianyungang Institute, Nanjing University of Science and Technology, Lianyungang* 222006*, China*;

4. *School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing* 100191*, China*)

**Abstract:** With the increasing size and complexity of the hyperspectral remote sensing data, rock mineral information extraction faces the challenges of processing speed. To solve this problem, this paper proposes first the method of rock mineral information extraction quickly on GPU. With the advantages of parallel computing of the GPU, it optimizes the design to the core algorithms of rock mineral information extraction. The method raises the concurrent design model of rock mineral information extraction quickly on GPU parallel programming platform. In addition, for high spectral characteristics of rock and mineral information extraction algorithms, the method proposes some strategies of performance optimization, including optimization process, reduce memory access times and avoiding data access conflicts. Experimental results show that the model of parallel design, and optimization methods proposed can be carried out quickly and efficiently for information extraction of rock and mineral, and the maximum speedup achieved 81 times. Studies have shown that, GPU hardware acceleration processor that computing power is very strong and the price is also less time-consuming is very suitable for hyperspectral remote sensing image processing, which can meet the need of real-time hyperspectral remote sensing image processing.

**Key words:** hyperspectral remote sensing; mineral information extraction; GPU; parallel optimization

高光谱遥感利用很窄但连续的光谱通道对地物持续遥感成像，高光谱遥感图像包含丰富的光谱信息[1]，如美国国家航天航空局(NASA)开发的机载可见光及红外成像光谱仪(Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer，AVIRIS)，光谱分辨率达到10，波长范围0.37～2.48，其光谱图像包含的波段数多达224个，一次飞行便可产生好几个GBs的光谱数据[2]。由于成像光谱仪能够获取如此多的连续波段，可以从每幅高光谱图像像元中提取一条完整的光谱曲线，因而高光谱遥感可以探测到原本宽波段遥感中不可探测的物质。高光谱遥感的这种对地物光谱特征测度细致、对物质描述精确的特性，为岩矿信息提取带来了巨大的优势。

但是光谱维丰富，数据立方体快速膨胀也对光谱数据分析处理带来了很大的挑战。如何快速、高效、准确地处理海量数据便成为了遥感数据处理系统面临的重要问题。为了解决这样的应用瓶颈，近些年来研究人员逐渐开始将高性能计算(High Performance Computing，HPC)技术引入高光谱图像的处理中，通过使用大规模的计算机并行集群、可编程门阵列(Field Programmable Gate Array，FPGA)、异构工作站网络、基于GPU的通用计算(GPGPU)等技术来提高高光谱图像的处理速度[3]。尤其是基于GPU的通用计算技术，由于GPU具有处理核心多、处理能力强以及存储器带宽高等特点，使其在对海量高光谱数据进行并行优化计算时，能够有效地提高数据处理的效率。另外，GPU硬件体积小、重量轻、花费少，使其在高性能计算技术方面具有巨大优势，为高光谱数据实时处理提供了可行性。

基于该项技术，国内外学者尝试了高光谱图像复原、分类、识别等不同数据处理算法的并行加速，取得了较好的效率提升。但是由于遥感数据处理算法的复杂性，鲜有学者对岩矿信息提取过程进行并行优化研究。本文试图通过岩矿信息的快速提取方法研究，进一步验证GPU在高光谱遥感数据处理领域的潜在价值。

基于以上研究，本文设计了基于GPU的高光谱遥感探测数据岩矿信息快速提取方法，提出了基于GPU的并行设计模型，并针对算法特点，提出了相应的性能优化策略，以优化算法流程，提高访存效率以及减少数据访问冲突。实验比较和性能测试验证了该岩矿信息快速提取方法的有效性，进一步推动了高光谱遥感信息的实时处理应用，增强了高光谱在岩矿识别方向的应用价值。

1基于GPU的岩矿信息快速提取并行优化设计

本文设计的岩矿信息快速提取方法的过程包含4个关键步骤：(1)将原始高光谱图像降维处理到合适的特征空间，以减少后续算法的运算量；(2)通过端元提取，自动识别纯净像元，找出“极纯”像元；(3)去除包络线，提取高光谱的特征波段，对高光谱遥感数据进行预处理(该步骤为可选项)；(4)判别端元矿物类型，匹配光谱图像像元。该过程中降维处理采用主成分分析(Principal Component Analysis，PCA)算法来实现，该算法也是众多领域常用的特征提取方法。端元提取时，本文采用纯净像元指数(Pixel Purity Index，PPI)算法，该算法是高光谱遥感中标准的端元提取方法，研究相对成熟。包络线去除是常用的光谱分析方法，可有效地突出光谱曲线的吸收和反射特征，是岩矿信息快速提取方法中的可选项。最后光谱匹配采用光谱角匹配(Spectral Angle Match，SAM)算法进行，该算法是常用的高光谱图像监督分类算法，通过计算像元光谱实例与参考光谱矢量之间的夹角，可确定二者之间的相似度。

本文岩矿信息快速提取方法的设计思路如图1所示。



图1 高光谱遥感岩矿信息快速提取方法设计思路

高光谱遥感数据读取至CPU内存后，首先对图形硬件设备GPU进行初始化，确保能够得到GPU的执行权限；然后将内存中的数据传输到显存中，GPU获取到高光谱遥感岩矿数据后，在GPU上执行PCA算法对其进行特征提取，减少数据的规模，此过程需要CPU参与辅助计算特征值；然后对数据进行端元提取，采用PPI算法。该步骤同样需要CPU参与产生随机单位特征向量以及对得到的端元进行排序。该步骤完毕后，在GPU上先后进行包络线去除以及光谱匹配，最后将匹配结果传输回CPU内存，重置GPU，并保存岩矿信息提取的结果数据。在以上的设计模型中绕开了多次执行kernel函数需要重复初始化GPU设备的缺点，并充分利用GPU的并行计算优势，将适合GPU并行计算的算法放在GPU上执行，可以极大地提高岩矿信息提取的执行效率。

2PCA算法并行优化

## 2.1PCA算法原理

主成分分析(PCA)变换是高光谱特征提取常用的线性组合方法，它借助于正交变换，将高光谱图像原有分量相关的波段向量转化为其分量不相关的波段向量，然后对多维波段变量系统进行降维处理，使之能以一个较高的精度转换成低维波段变量系统，以有效地去除高光谱波段的噪音及数据冗余。PCA的降维处理通过线性变换来完成，该变换把高光谱数据投影到一个新的坐标系中，使数据投影后的最大方差被投影到第一个坐标(称为第一主成分)，第二大方差被投影到第二个坐标(称为第二主成分)，其他主成分依次进行投影转换。PCA方法可以保留低阶主成分，忽略高阶主成分，而低阶成分往往包含原始数据的主要信息，因而PCA可以在减少高光谱数据维数的同时得到对原始数据方差贡献最大的特征[4]。

若为高光谱图像矩阵，为波段数，可考虑对矩阵行变换即，其中为系数矩阵，即后文所求特征向量矩阵。假设为的第一主成分，则应该能够尽可能多地反映原有的个变量的信息，并可以用的方差来表达。转化为求后，使得在约束条件下，达到最大值。因为，故，即转化为求解协方差矩阵特征向量和特征值问题。假设是的最大特征值，则相应的单位特征向量即为所求值。依此类推，求的第个主成分需要先求出协方差矩阵的第大特征值对应的单位特征向量。通常，为了更有效地代表原来变量的信息，不希望前个主成分体现的信息在中出现，则需添加约束条件，；然后通过公式进行运算，即可得到变换后的矩阵。

## 2.2PCA算法并行优化实现

PCA算法的关键步骤在于协方差矩阵计算、特征分解以及光谱数据投影。其中协方差矩阵计算最为耗时，是PCA算法并行优化的重点[5-6]；特征分解则是该算法的性能瓶颈，对精度有很大影响；光谱矩阵投影是常规的矩阵运算，十分适合于GPU并行加速。

针对PCA算法中高光谱数据的协方差矩阵的计算，需要对光谱数据及其转置求矩阵乘积，可采用CUBLAS中的矩阵乘积函数cublasSgemm进行计算。该函数会发布与结果矩阵相同大小的线程个数来执行计算，效率也较高。为了计算矩阵的协方差，还需要知道每个波段图像的均值，由于各波段求和相互独立，可以使用GPU进行计算，而波段内部求和可采用Reduction的方法进行计算。为此，可发布一个名为SumKernel的核来执行该操作。本文实验中，该核创建与原始光谱图像波段数相同个数的线程块，每个块内包含256个线程，计算一个波段图像累加的线程，在一个block内，块内线程共享一个共享存储器。计算时，使用合并访问将数据拷贝到该共享内存内，可大大提高读取数据的速度。GPU累加和的缩减过程如图2所示。



图2GPU累加和缩减过程

计算结束后，将光谱数据乘积减去波段图像均值，即可求出光谱矩阵的协方差，该过程如图3所示。



图3协方差计算流程

通过以上计算得到图像各波段的协方差矩阵后，需要计算该矩阵的特征分解值，记特征向量为。传统上，采用乘幂法进行求解，但是采用该算法，每降阶一次就会损失或降低一些计算精度，实际中只可使用少数几次，求矩阵的全部特征值及特征向量的计算精度并不高。本文采用雅克比(Jacobi)单侧旋转算法[7]进行求解。该算法是Jacobi双侧旋转法的改进，精确性很高，尽管数据间依赖性大，不能用GPU加速，但已不是并行加速的瓶颈。得到特征向量矩阵后，需要将其与矩阵相乘，计算降维矩阵。计算降维矩阵仍然是标准的矩阵相乘运算，所以可以调用GPU中CUBLUAS内置的库函数cublasSgemm来执行。

与传统算法[8]相比，本文优化算法有两方面改进，一方面是在波段对应图像累加和计算时，采用线程折半顺序累加，减少了bank冲突，提高了访存效率；另一方面是在计算协方差矩阵特征对时，使用雅克比单侧旋转法，不但保证了算法的精度，而且计算效率较高。

3PPI算法并行优化

## 3.1PPI算法原理

纯净像元指数(PPI)方法在高光谱遥感特征提取中应用广泛。PPI算法基于凸面几何学分析方法，已被应用到著名的遥感处理平台ENVI中。该方法将高光谱数据中的每个混合像元所在的特征空间看成是由以对应端元为顶点构成的单形体所包围，因此可在该特征空间中生成随机单位向量，然后将像元向单位向量投影，端元被投影到单位向量的两端，而混合像元则被投影到单位向量的中间。利用这种特性，可将高光谱图像上的像元特征向量与大量随机单位向量作内积，记录下内积值最大最小的极值像元，然后累积各个像元成为极值的次数，并按极值次数进行排序，即可得到纯净像元[9]。

## 3.2PPI算法并行优化实现

PPI算法需要计算每个随机单位向量与像元的光谱特征向量的乘积，传统的方法是将它们串行进行，但算法复杂度很高。由于这两个向量集的内积运算相互独立，可以转换为两个向量集矩阵的乘法，再利用GPU的多线程并行技术加大算法的并行粒度。因此，为了得到纯净像元指数，在Device端(GPU)发布两个kernel。第一个kernel处理两个矩阵相乘，创建与相乘得到的结果矩阵具有的元素个数相同的数量级的线程(thread)。每个线程计算得到一个结果矩阵的元素，相邻计算的数个线程组成一个线程块(block)，块内线程共享一个共享存储器。计算时，将数据拷贝至该存储器中可以大大提高读取速度。第一个kernel使用CUBLUAS库中的cublasSegmm函数来实现。第二个kernel处理得到的结果矩阵，创建与随机单位向量个数相同的线程，每个线程负责查找每个随机单位向量与所有像元特征向量乘积的极值，累积相应像元的纯净像元指数，计算流程如图4所示。



图4统计极值

本文PPI并行优化算法，主要包含5个步骤：

(1)根据波段顺序依次读取高光谱数据。已知是经过特征提取的高光谱图像数据，为第个像元的维光谱特征向量，首先将其从系统内存中拷贝到显存的全局存储器。

(2)在CPU中使用MersenneTwister算法生成服从正态分布的随机单位矩阵，为第个维随机单位向量，与第一步相同，将其从系统内存中拷贝到显存的全局存储器。

(3)由CUDA建立两个基于GPU处理的核函数。首先在第一个kernel中执行随机向量集与光谱矩阵数据的相乘操作，由cublasSegmm函数来创建执行，线程个数由库函数自动确定，计算结果矩阵保存在中。其次在名为findExtremumKernel的kernel中，为GPU创建个线程，第个线程负责找出向量中的最大最小值，将它们的序号*i*Max和*i*Min记录在数组****的第****和****位置上，保存到全局存储器。

(4)将数组****中的结果拷贝回内存数组****中，累计每个像元的极值次数，保存到一维数组****中。****等于数组****中值为的元素的个数，。

(5)得到纯像元指数****后，若指定了指数阈值****，则去除不满足条件的像元，将剩下的组合中的像元记为端元。

PPI并行优化算法在独立试验条件下，通常为了取得较高的精确性，随机单位向量的个数通常都会达到****或者****的数据量级，而在实际的工程应用中，由于GPU存储器大小的限制，处理的矩阵数据大小有限，因此每次取****或****。如果每次的****过大，GPU需要处理的矩阵数据会超出存储器的内存限制，Kernel函数无法执行；反之，如果****过小，GPU就不能充分发挥多线程并行执行能力，算法达不到最快的执行速度。循环执行(2)～(5)步，直到总随机单位向量个数达到指定的数据量级。

4包络线去除算法并行优化

## 4.1包络线去除算法原理

从直观上看,高光谱曲线的包络线类似于高光谱曲线的“外壳”。由于实际的高光谱曲线由离散的样点组成，所以通常用连续的折线段来近似高光谱曲线的包络线。

包络线去除不仅可使光谱的吸收和反射特征归一到一个一致的光谱背景上，而且能使光谱特征得到很大的增强，因而光谱曲线在经过包络线去除后可以更加有效地与其他光谱曲线进行光谱特征数值的比较，以便进行光谱的匹配分析。

若为光谱图像第个像元对应的反射率曲线样点，即第个像元的光谱；为波长数组。首先将、加入包络线节点中，设、已加入包络线节点，判断是否与原波长曲线相交，不相交，则加入包络线节点，依此类推，遍历波长数组中所有的点。最后将、加入到包络线节点中，即可得到该波谱曲线的包络线，最后去除包络线。包络线去除后的高光谱图像为：

(1)

## 4.2包络线去除算法并行优化方法实现

包络线去除算法中，各像元光谱相互独立，已知光谱数据****，其中****为光谱图像像元个数；****为第个像元对应的光谱向量(PCA中的为第个波段对应的图像向量)，则对于,波谱曲线****与****互不干扰。因此可以在GPU上发布一个名为EnvelopeKernel的kernel进行计算，并创建****个线程同时执行。包络线并行计算执行流程如图5所示。



图5包络线并行计算流程

本文包络线去除并行优化算法共包含3个步骤：

(1)根据波段的顺序，将原始光谱数据****由计算机主存读取到GPU内存中。

(2)由GPU发布计算包络线的kernel，本文使用EnvelopeKernel实现包络线去除，并创建****个线程并行执行。首先计算各波段的包络线节点，图5的有色方框即为各波段的包络线节点；然后将相邻的节点用直线依次相连，求出各节点在折线段上的值，从而得到该光谱的包络线集****，最后利用式(1)对各波段进行包络线去除。

(3)将已去除包络线的光谱曲线传输到主存中。

5SAM算法并行优化

## 5.1SAM算法原理

SAM是基于光谱度量匹配的最具有代表性的一种光谱分类方法，它把光谱看成多维矢量，计算两光谱的广义夹角，夹角越小，则两光谱越相似。根据给定的阈值即可对未知的光谱进行匹配[10-11]，得到：

(2)

式中，、为光谱图像上的两个像元波段向量。

通常用以下方法计算两光谱矢量广义夹角余弦：假设被匹配的波谱曲线为(为波段数)维向量，选取感兴趣的像元，并得到与其唯一对应的波谱曲线向量，将其与标准波谱库中的矿物波谱曲线对应的向量进行比较，计算二者的夹角余弦值，若其夹角余弦值为1，则可以判断为同一矿物。

## 5.2SAM算法并行优化实现

光谱角匹配算法在光谱角匹配过程中具有很高的数据并行性：一方面，原始光谱图像的各个像元与匹配的矿物波谱比较过程完全独立，各个像元间的光谱角计算可以并行化；另一方面，每个像元与各个矿物波谱匹配的过程也相互独立，即与匹配矿物比较的过程也可以并行化。

在对光谱图像作匹配时，首先需要判断端元的矿物类型。通常，光谱库中的光谱都非常有限，尽管在判断矿物类型时，各端元判断过程的独立性很强，但是数据量小，计算次数有限，并不适合于GPU端计算，故将该过程在CPU上进行。然后需要进行独立的光谱匹配研究。为了验证匹配的准确性，自动地让所有端元参与匹配过程。本文基于实际的工程应用，为符合实际的软件操作要求，仅交互式地选择一个端元与光谱图像进行光谱角匹配。本文设计的基于GPU的高光谱遥感光谱角匹配并行优化算法如图6所示。



图6SAM算法并行计算流程

得到端元的矿物类型信息后，首先将指定的端元波谱****传输到GPU内存中，并将原始图像****按波段传输到GPU内存中；然后由GPU发布名为SAMKernel的kernel执行光谱匹配过程。由于各像元计算过程相互独立，因而可以发射****个线程并发执行。另外，可以将端元信息传输到共享内存中，以减少访存次数，进一步提高GPU的计算效率。根据式(2)，在GPU内即可计算出光谱图像各像元的光谱角值。

本文SAM并行优化算法，主要包含4个步骤：

(1)在CPU中匹配端元的矿物类型，由PPI算法找到端元后，需要判断该端元对应的矿物类型，计算端元向量与矿物光谱的光谱角，当光谱角为1时，即可判断该端元的矿物类型。

(2)传输高光谱数据及端元到设备端显存中，将经过包络线去除的高光谱数据及端元拷贝到显存的全局存储器中。

(3)由CUDA创建基于GPU的核函数，计算高光谱图像像元光谱向量与端元的夹角。首先由GPU发布一个名为SAMKernel的核函数，由于各个像元光谱角计算相互独立，可创建*s*个线程，第*i*个线程负责第*i*个像元的光谱角计算，最后将计算结果保存到显存的全局存储器中。

(4)将光谱角匹配结果数据传输到CPU内存中。

6实验结果与分析

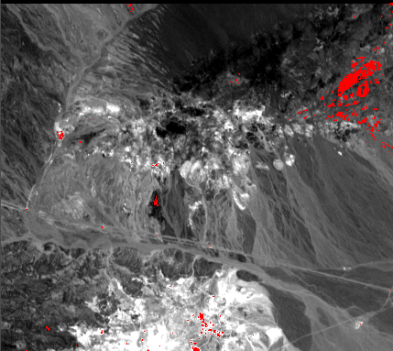
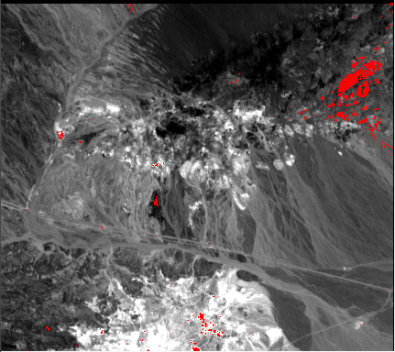
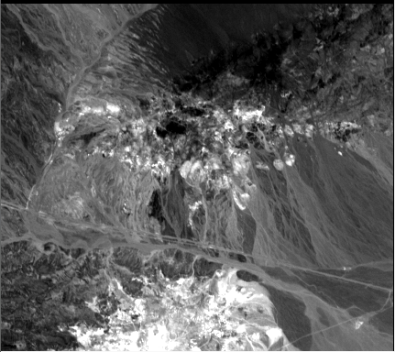
为了验证基于GPU的高光谱遥感岩矿信息快速提取方法的有效性，本文从算法精度和并行优化性能两方面进行验证。实验基于南京理工大学模式识别与图像处理教研室自主研发的高光谱数据处理软件系统。岩矿信息快速提取流程效果如图7所示。

****

图7岩矿信息快速提取实际流程图

## 6.1 高光谱图像数据及实验环境

本文采用NASA的AVIRIS成像的高光谱图像数据(美国内华达州南部沙漠的Cuprite数据)，图像已经经过大气校正，并且已转换为光谱反射率图像。原有224个波段，去除1～3、105～115、50～170、223～224几个噪音段，剩余波段数为187。从中截取300×300、450×450、614×512等3个不同像素大小的图像进行试验测试，614×512是在NASA网站上下载的原始高光谱图像大小。[高光谱图像如图8](ftp://137.78.180.72/pub/outgoing/stddata/f970619t01p02_r02.tar.gz)。高光谱图像如图8)a所示。



1. Cuprite区域的灰度图（450×450） (b)传统方法岩矿识别单色填图 (c)并行方法岩矿识别单色填图

图8高光谱图像

本文实验环境：英特尔Xeon(至强)E5603四核CPU(主频1.6GHz、内存8 GB)。使用的GPU为NvidiaQuadro600，拥有96个CUDAcores和1GB的显存。软件环境：Windows7专业版64位操作系统及VisualStudio2010集成开发环境和CUDA5.0版本工具包。

## 6.2精度分析

本文岩矿信息快速提取方法是基于AVIRS场景测试完成的。首先针对AVIRS场景中的不同大小的高光谱数据，算法在NvidiaQuadro600中分别进行测试，每次数据测试均为10次，并求其平均值。最后将本文方法取得的效果与传统方法进行对比。根据文献[8,13]，本文实验中的数据降维维数取*p*=50,端元提取的个数取*d*=40。另外，为了便于与串行算法进行比较，在提取纯净像元指数阶段，设置迭代次数与串行算法相同，即为kewers=1000。

为了验证岩矿信息快速提取方法的准确性，本文选择该地区实际存在的明矾石、水铵长石和白云母等3种矿物端元与本文算法中的端元进行对比，以确定端元矿物类型，再用匹配的端元进行光谱匹配，最后以匹配结果进行填图。本文实验以单色填图为例，验证优化加速方法的实验效果。图8b、8c分别是串行和并行算法下采用“白云母”矿物对应端元进行光谱匹配得到的填图结果，其中阈值为0.094287，两幅图像基本一致。光谱匹配率如表1所示，阈值为随机选择，串行和并行算法匹配矿物的像元比例基本相同，也进一步说明了优化方法的正确有效。

表1 指定阈值下矿物端元在高光谱图像中匹配率比较

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 阈值 | 明矾石 | | 水铵长石 | | 白云母 | |
| 并行 | 串行 | 并行 | 串行 | 并行 | 串行 |
| 0.033026 | 5.93E-05 | 5.93E-05 | 0.000173 | 0.000183 | 0.000089 | 0.000089 |
| 0.094287 | 0.002133 | 0.002133 | 0.008178 | 0.009802 | 0.015570 | 0.015565 |
| 0.186964 | 0.056405 | 0.056405 | 0.640682 | 0.669832 | 0.836923 | 0.836919 |

## 6.3 并行性能分析

串行算法下与基于Quadro600的GPU并行优化方法的执行时间和执行效率分别如表2和表3所示。表中3组不同大小的数据均来源于Cuprite数据。从表中可以看出，基于GPU并行计算的算法执行时间远小于运行于CPU上的传统串行算法。例如在对(614×512)大小的图像进行处理时，传统串行算法需要340.2385s，而基于GPU的并行算法只需要4.1713 s，加速比达到了81倍。

表2串行和并行算法针对不同大小数据的执行时间

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据尺寸 | 执行时间/s | | | | | |
|  | PCA | PPI | ENVELOP | SAM | Full Chain |
| (300\*300)32.1M  (450\*450)72.2M  (614\*512)112M | CPU | 60.4740 | 32.7675 | 5.7800 | 0.3590 | 99.3805 |
| GPU | 0.7769 | 0.4212 | 0.3308 | 0.0469 | 1.5758 |
| CPU | 131.4230 | 87.8835 | 13.2135 | 0.8035 | 233.3235 |
| GPU | 1.1309 | 0.9407 | 0.7973 | 0.1048 | 2.9737 |
| CPU | 207.5750 | 109.4345 | 21.8400 | 1.3890 | 340.2385 |
| GPU | 1.4663 | 1.4366 | 1.1139 | 0.1545 | 4.1713 |

表3GPU优化算法相对传统算法的执行效率加速比

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据尺寸 | 加速比/倍 | | | | |
| PCA | PPI | ENVELOP | SAM | Full Chain |
| (300\*300)32.1M | 77.84013 | 77.79558 | 17.47279 | 7.65458 | 63.06670 |
| (450\*450)72.2M | 116.21100 | 93.42351 | 16.57281 | 7.66699 | 78.46235 |
| (614\*512)112M | 141.56380 | 76.17604 | 19.60679 | 8.99029 | 81.56654 |

根据以上实验结果可知，本文设计的基于GPU的岩矿信息快速提取方法，不仅精确度与传统算法保持一致，而且速度得到了显著提升，极大地提高了高光谱数据处理软件的效率，对推进高光谱遥感技术在实际中的应用具有十分重要的意义。

7结论

近年来，随着GPU在通用计算领域的应用越来越多，人们也更加关心其在并行性能方面的表现。但是在实际的大型应用中，由于数据规模及算法复杂度庞大，若只是简单地将程序并行化，效能提升并不理想。

本文针对高光谱遥感探测数据岩矿信息快速提取中各算法的特点，提出了优化算法流程、提高访存效率和减少数据访问冲突的性能优化策略。实验结果证明，提出的并行设计模型及优化方法能够快速有效地进行岩矿信息提取。未来将结合高性能计算集群以及多CPU-GPU等加速处理平台，进一步研究遥感图像的并行处理算法及相关计算的实现。

**[**参考文献**](References)**

[1]童庆禧,张兵,郑兰芬.高光谱遥感:原理,技术与应用[M].北京:高等教育出版社,2006.

TongQingxi, Zhang Bing, ZhengLanfang. Hyperspectralremote sensing[M]. Beijing:Higher Education Press, 2006:1-3. (in Chinese)

[2] Green R O, Eastwood M L, Sarture C M, et al. Imaging spectroscopy and the airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS)[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 65(3): 227-248.

[3] PlazaA, PlazaJ, Vegas H. Improving the performance of hyperspectralimage and signal processing algorithms using parallel, distributed and specialized hardware-based systems[J].Journal of Signal Processing Systems for Signal Image and Video Technology, 2010, 61: 293-315.

[4]罗耀华,郭科,赵仕波. 高光谱遥感主成分分析算法并行计算研究[J]. 国土资源科技管理,2012, 29(6): 75-78.LuoYaohua, Guo Ke, Zhao Shibo. Principal Component Analysis of Hyperspectral Remote Sensing in Parallel Computing Based on CUDA [J]. Scientific and Technological Management of Land and Resources, 2012, 29(6): 75-78. (in Chinese)

[5] Lu Jun, ZhangBaoming, Huang Wei, et al. IHS transform algorithm of remote sensing image data fusion based on GPU[J]. Computer Engineering, 2009, 35 (7): 261-263.

[6] Song Ji, Zhou Songtao. Fast Image Matching Based on GPU Parallel Computing[J]. Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition), 2011, 3: 019.

[7] Andrzejewski J. On optimizing Jacobi–Davidson method for calculating eigenvalues in low dimensionalstructures using eight band k · p model[J]. Journal of Computational Physics, 2013, 249: 22-35.

[8]Sánchez S, Ramalho R, Sousa L, et al. Real-time implementation of remotely sensed hyperspectral image unmixing on GPUs[J/OL]. [2012-09-15]. http://dx.doi.org/10.1007/s11554-012-0269-2

[9] Wu Xianyun, HuangBaoming, Plaza A, et al. Real-time implementation of the pixel purity index algorithm for endmember identification on GPUs[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014,11(5): 955-959.

[10] 杨靖宇,张永生, 董广军. 基于GPU 的遥感影像SAM 分类算法并行化研究[J]. 测绘科学,2010,35(3): 9-11.

YangJingyu, ZhangYongsheng, DongGuangjun. Investigation of parallelmethod ofRS image SAM algorithmic based on GPU[J].Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(3): 9-11. (in Chinese)

[11] Qu Haicheng, Zhang Junping, Chen Yushi, et al. Parallel implementation for SAM algorithm based on GPU and distributed computing[C]// Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International. Munich, 2012: 4074-4077.

[12] Sánchez S, Plaza A. GPU implementation of the pixel purity index algorithm for hyperspectral image analysis[C]//Cluster Computing Workshops and Posters (CLUSTER WORKSHOPS), 2010 IEEE International Conference on. Heraklion, Crete, 2010: 1-7.

[13]杨诸胜.高光谱图像降维及分割研究[D].西安: 西北工业大学,2006.

Yang Zhusheng. The dimensionalityreduction and segmentationofhyperspectralimagery[D]. Xi’an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)

1. 收稿日期：2014-07-21

   基金项目：国家自然科学基金资助项目(61101194)；江苏省自然科学基金资助项目(BK2011701)；江苏省“六大人才高峰”项目(WLW-011)；高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20113219120024)；中国空间技术研究院CAST创新基金项目(CAST201227)；中国地质调查局工作项目(1212011120227)

   作者简介：柳家福（1989—），男，硕士研究生，主要研究方向为高光谱遥感信息处理

   通信联系人：吴泽彬，副教授，主要研究方向为遥感信息处理、计算机仿真与虚拟现实、分布式计算，dophiliu@gmail.com [↑](#footnote-ref-1)