

摘 要

本文针对时域有限差分（Finite Difference Time Domain, FDTD）方法的两种主流硬件并行加速途径进行了研究。针对使用矢量处理器（Vector Algorithm Logic Unit, VALU）的加速方法，首先进行了加速的理论分析，然后基于现有方案，同时结合FDTD的边界条件的特征，提出了一种新的使用VALU加速计算的计算模型。经过实验，相比以往方案改计算模型可以减少约3.45%的计算时间。针对使用统一计算设备架构（Compute Unified Device Architecture, CUDA）的图像处理（Graphic Processor Unit, GPU）的加速方法，我们实现了对截断边界、Mur吸收边界以及CPML吸收边界的加速。对比两种硬件并行加速方案，我们可以看到CUDA有更优越的表现。

关键词：时域有限差分，CUDA，矢量处理器，数据并行，硬件加速

ABSTRACT

With the widespread engineering applications ranging from broadband signals and non-linear systems, time-domain integral equations (TDIE) methods for analyzing transient electromagnetic scattering problems are becoming widely used nowadays. TDIE-based marching-on-in-time (MOT) scheme and its fast algorithm are researched in this dissertation, including the numerical techniques of MOT scheme, late-time stability of MOT scheme, and two-level PWTD-enhanced MOT scheme. The contents are divided into four parts shown as follows.

.....

Keywords: time-domain electromagnetic scattering, time-domain integral equation (TDIE), marching-on in-time (MOT) scheme, late-time instability, plane wave time-domain (PWTD) algorithm

Contents

Chapter 1 Introduction	1
1.1 Background	1
1.2 The Topics Covered in This Paper	2
1.2.1 The Utilizing of Vector Processor.....	3
1.2.2 The Utilizing of CUDA	4
Chapter 2 The Theory of FDTD	5
2.1 Yee Cell	5
2.2 Yee元胞的Maxwell离散形式	8
2.3 Courant稳定性条件	10
2.4 空间间隔的要求	11
2.5 边界条件	11
2.6 并行计算	12
2.7 本章总结	12
Chapter 3 使用矢量处理器对FDTD进行加速.....	13
3.1 矢量处理器和数据并行	13
3.2 使用矢量处理器的FDTD加速原理	14
3.3 一种新的数据并行FDTD计算模型	17
3.4 两种计算模型对比	20
3.5 结论	22
Chapter 4 使用图形处理器对FDTD加速	24
4.1 图形处理器与CUDA	24
4.2 使用图形处理器加速的原理	25
4.2.1 CUDA编程模型.....	25
4.2.2 线程	27
4.3 FDTD的CUDA加速方案.....	29
4.4 使用CUDA加速后性能提升情况	32
4.5 结论	34

Contents

Chapter 5 结束语	37
References	38
Acknowledgements	40
外文资料原文	41
外文资料译文	46

Chapter 1 Introduction

1.1 Background

The theory and application of electromagnetic wave has been developed greatly in last about one hundred years since the Maxwell's equations were established. The researches and applications in the area of electromagnetic wave have dived into every sub-area, like electromagnetic scattering, electromagnetic radiation, modeling of waveguides, electromagnetic imaging, and electromagnetic probe. In real environment, the process of propagation of electromagnetic wave is very complicated, like the scattering of an complex object, the real communication in city at a complicated topography, and the propagation in waveguide. So, it is very useful if we can know the specific feature of electromagnetic wave under some real environments like we mentioned before and we already have two important ways to do it, which are simulating and theoretical analyzing. The theoretical analyzing method, however, can only answer some typical problems, not too complex problems derived from real environments and involving real electromagnetic arguments. Unfortunately, we always have to deal with the later one, which means that we have to use the simulating way to solve those problems derived from real circumstances, and motivated the development of computational electromagnetics. So far, there are many computational numerical techniques to overcome the inability of analytically calculation to derive closed solutions of Maxwell's equation, like Method of Moments (MoM), Boundary Element Method (BEM), Fast Multipole Method (FMM), Finite Element Method (FEM), and Finite Difference Time Domain (FDTD).

In 1996, K. S. Yee [1] present the FDTD scheme in his seminal paper. This method discretiz time-dependent Maxwell's equations by applying centered finite difference operators on staggered grids in space and time for each electric and magnetic vector field component in Maxwell's equations. Then the resulting finite difference equations are solved in a leapfrog manner: calculating the electric field vector components in a volume of space at a given instant; then do the same thing to the magnetic field vector component in the same spatial area at the next instant in time; repeating the process over and over

again until the desired transient. FDTD has many strengths, so it became the primary means to solve those problems and got a wide range of applications like radar signature technology, antennas, wireless communications devices, digital interconnections, even to photonic crystals, solitons, and biophotonics.

There are two main problems laying on the ways of the development of FDTD's application. The first is boundary condition. As the power of computer is finite, we can only so computation to simulate the electromagnetic wave in a finite volume space. So, if we want to simulate the propagation of electromagnetic wave for open-region FDTD, we have to give out an appropriate boundary condition. To solve this problem, there are many solutions. In 1969, Taylor[2] et al. presented a extrapolation boundary condition. In 1981, Mur[3] proposed a absorbing boundary condition (ABC). Berenger [3] developed the perfectly match layer (PML) in a seminal 1994 paper. Based on the original work of Berenger, various PML formulation were proposed. One of the most famous modified and extended implementation is uniaxial PML (UPML), which was proposed by Sacks et al. [4] and Gedney et al. [5]. Another famous modified PML is convolutional PML (CPML), which was proposed by Chew and Weedon et al. [5]. The Mur, UPML, and CPML are most commonly used ABCs. The Mur ABC is the most simple one among them, and the latter two PML ABCs have more strong ability to absorb evanescent waves.

1.2 The Topics Covered in This Paper

To implement the FDTD, we need to establish grids in the computational domain at first. Concerned the Courant condition, the grid spatial discretization must be fine enough to resolve the smallest wavelength, which means the number of grids in the computational domain has a low boundary. Hence, we have a very big computation task as the significant number of grids as we need to compute every grid at a given instant. So, objects with long and thin feature are not suitable to model by using FDTD. As the size of grid, the time step need to fit into the Courant condition, too. So, we have to wait a long time if the desired transient is far from the initial time. That is the second problem of FDTD: it always take too much time to solve a problem.

Parallel processing is the main answer to solve the second problem. FDTD have a natural character of parallelism, that is, the FDTD method requires only exchanging field

on the interface between adjacent sub-domains. According to this character, some parallel FDTD algorithm[6–9] has been developed. In those parallel method, the original computational domain has been divided into some sub-domains and assign each sub-domain to a individual computational core. The computational core complete its own work independently at any give instant, and then exchange the data of sub-domain's boundary with its adjacent computational core before the next given instant. One famous example of this method is message passing interface (MPI).

The MPI method, and other method who adopt the way dividing original computational domain belong to task-level parallelism (TLP), which involves the decomposition of a task into sub-tasks and then complete these sub-tasks simultaneously and sometimes cooperatively. The instruction-level parallelism (ILP), which is lower than TLP, can be achieved by all modern CPU automatically without human's intervention. The lowest level parallelism, data-level parallelism (DLP), still has some potential power of computation of FDTD.

1.2.1 The Utilizing of Vector Processor

At first, people use CPU directly to compute. In this way, the computations are completed by arithmetic logic unit (ALU), which can only compute one data at once. To achieve data parallelism, we use vector processor (VP) instead of ALU to compute. A vector processor is a central processing unit that can operate on one-dimensional arrays of data which called vectors by using instructions. Vector processor improves much about the performance of computation in some areas, especially in numerical simulation tasks. Now, the instruction set to operate vector is provided by almost commercial CPUs, like Intel or AMD, provided VIS, MX, SSE, and AVX, etc. Therefore one of the advantages of VP is easy to access.

In past researches about accelerating the FDTD method based on data parallelism. L. Zhang and W. Yu [10] used SSE to accelerate 3D FDTD method with single precision floating point arithmetic. M. Livesey, F. Costen, and X. Yang [11] extended the work to doubleprecision floating arithmetic. The way to use vector processor and the pseudocode were presented by Y. L et al. [12]. However, all of those researches ignored the differences of the characters between different boundary conditions remain some potencies to be exploit. We found that the computational domain could be modified to enhance the

efficiency of computation for some specific boundary conditions, like MUR. Considering the characters of some ABCs, like Mur ABC, we give out a new computational model and its implementation developed by C++ under 2D FDTD condition as an example and analyze the performance by using Visual Studio. This model could be extended to 3D FDTD method.

1.2.2 The Utilizing of CUDA

Though in every parallelism level we have schemes to accelerate the FDTD, the CPU is designed to deal with every possible complex general operation by higher operation frequency, more registers, and more advanced ALU, not to solve big data computation task professionally. So, it cannot make full use of CPU and meet the need of efficiency of FDTD if we use CPU to execute FDTD. If we concentrate our attention on graphic processor unit (GPU), we will find that GPU, which has hundreds of computational core, and was designed to deal with big volume data and repetitive computation, is a better choice to execute FDTD.

The concept of GPU was proposed in 1999. Sean E. Krakiwsky et al.[13] tried to use GPU to accelerate FDTD at the first time in 2004. At that time, the GPUs were not designed to general purpose computation, so it was difficult to use GPU to complete FDTD as people who want to use it need to understand the architecture of it and a special hardware language. Things got better in 2006, as GPU had already had general purpose computational architecture at that time. In 2007, the computational unified device architecture (CUDA) was published, which is a milestone. The presence of CUDA allowed people use the programming languages they have already learned, like Fortran, C, or C++, which speed up the research about using GPU on FDTD. J. A. Roden and S. Gedney[14] proposed a implementation of FDTD under the CPML ABC. However, they did not provide any details. Veysel Demir [15] proposed a implementation of FDTD under periodic boundary condition (PBC). In this paper, we use CUDA to accelerate 2D FDTD under Mur ABC to evaluate the performance to CUDA.

Chapter 2 The Theory of FDTD

2.1 Yee Cell

Maxwell's equations are a set of equations which can be written in differential form or integral form. They are the foundation of macroscopic electromagnetic phenomena. There are two kinds of numerical solver to Maxwell's equation. One kind of solvers were developed from integral form of Maxwell's equations, called integral equation solvers, including MoM, BEM etc. Another kind of solvers, like FDTD and FEM, were developed from differential form of Maxwell's equations, called differential equation solvers.

FDTD is based on Maxwell's equations in differential form, which are shown as follows. Then Maxwell's equations are modified by discretized in central-difference way.

$$\nabla \times H = \frac{\partial D}{\partial t} + J, \quad (2-1)$$

$$\nabla \times E = -\frac{\partial B}{\partial t} - J_m. \quad (2-2)$$

In Cartesian coordinate system, the equation(2-1) and (2-1) are written in following forms:

$$\begin{cases} \frac{\partial H_z}{\partial y} - \frac{\partial H_y}{\partial z} = \varepsilon \frac{\partial E_x}{\partial t} + \sigma E_x \\ \frac{\partial H_x}{\partial z} - \frac{\partial H_z}{\partial x} = \varepsilon \frac{\partial E_y}{\partial t} + \sigma E_y \\ \frac{\partial H_y}{\partial x} - \frac{\partial H_x}{\partial y} = \varepsilon \frac{\partial E_z}{\partial t} + \sigma E_z \end{cases} \quad (2-3)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E_z}{\partial y} - \frac{\partial E_y}{\partial z} = -\mu \frac{\partial H_x}{\partial t} - \sigma_m H_x \\ \frac{\partial E_x}{\partial z} - \frac{\partial E_z}{\partial x} = -\mu \frac{\partial H_y}{\partial t} - \sigma_m H_y \\ \frac{\partial E_y}{\partial x} - \frac{\partial E_x}{\partial y} = -\mu \frac{\partial H_z}{\partial t} - \sigma_m H_z \end{cases} \quad (2-4)$$

The six equations in (2-3) and (2-4) are a set of partial differential equations in space-time formulations form which represent each field vector component. They are hard to deal in that form, so we need to discretize them in space and time at first. Let $u(x, y, z, t)$ represent any field vector component of E or H in Cartesian coordinate system. On

the aspect of space, we assume that the discreteness on space is uniform, which means the space steps, also called the lengths of grids, are equal to each other in x , y , and z directions and written as Δx , Δy , and Δz respectively. We also use i , j , and k to represent the grid index in directions of x , y , and z respectively. On the aspect of time, we assume the discreteness is uniform, too. Besides, we adopt the symbol Δt to represent the length of time step, which also called the distance between two iterations, and n to represent the index of time steps. After all, we can represent any field vector component in the following notion to indicate the location where the field vector components are sampled in space and time:

$$u(x, y, z, t) = u(i\Delta x, j\Delta y, k\Delta z, n\Delta t) = u^n(i, j, k). \quad (2-5)$$

There are three forms of finite difference, forward, backward, and central difference, which are considered commonly. Here we pick the central difference as it has second-order numerical accuracy. Let us take the x direction as an example to illustrate a field vector component's spatial first partial derivative:

$$\frac{\partial u^n(i, j, k)}{\partial x} \approx \frac{u^n(i + \frac{1}{2}, j, k) - u^n(i - \frac{1}{2}, j, k)}{\Delta x}. \quad (2-6)$$

And the its first partial derivative on time is:

$$\frac{\partial u^n(i, j, k)}{\partial t} \approx \frac{u^{n+\frac{1}{2}}(i, j, k) - u^{n-\frac{1}{2}}(i, j, k)}{\Delta t}. \quad (2-7)$$

Now we have discretized the six equations in (2-4) and (2-3). The next step we should do is considering how we position those discrete points of every field vector component. The answer is Yee cell.

In space, we position those discrete points like what illustrated in 2-1. This is the spatial structure of Yee cell.

We can see from the figure2-1 that in Yee cell each three components of E and H are discretized on the surface. Electric field components E_x , E_y , and E_z are on the center of edges, and magnetic field components H_x , H_y , and H_z are on the center of surfaces. In this way, for each electric discrete point there are four magnetic discrete points encircling it. Conversely, for each magnetic discrete point there will be four electric discrete points encircling it. This way of distributing discrete points fit into Faraday's law and Ampere's law in nature. In time aspect, Yee cell adopted the time-stepping manner. For any discrete point in space, the updated value of the electric filed in time is dependent on the stored

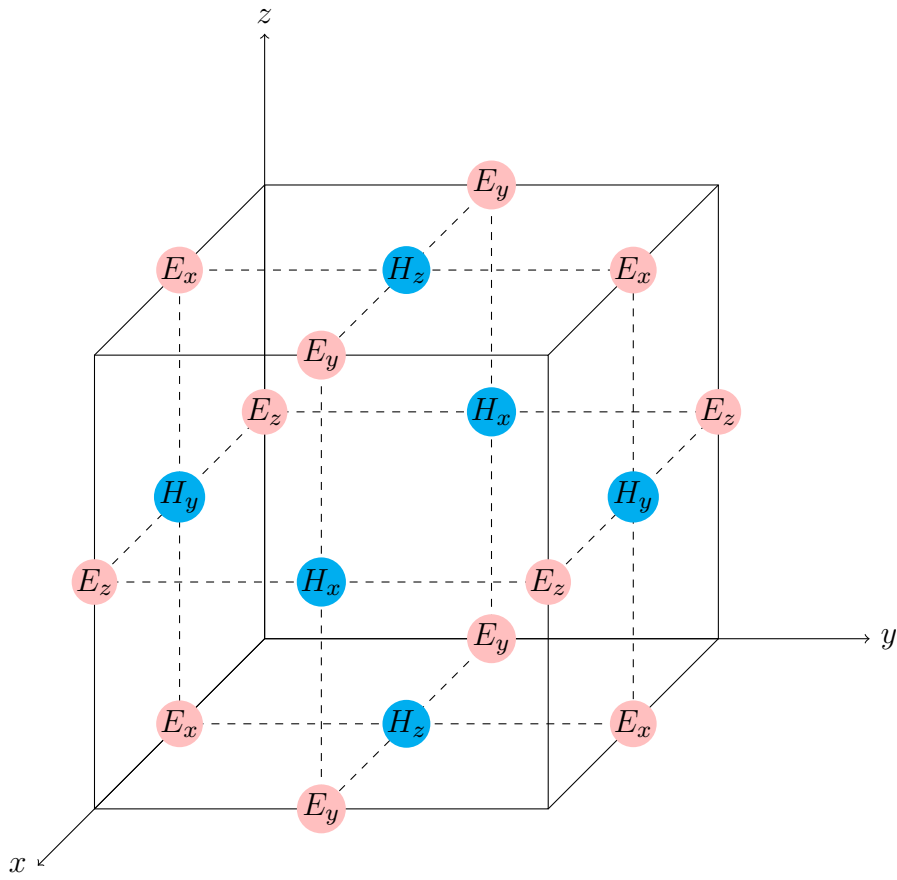


图 2-1 The spatial discrete structure of Yee cell

value of magnetic field of the last time. Iterating the process in a marching-in-time way, we can make an analog to the continuous electromagnetic waves's propagation.

In summary, Yee cell can describe the interaction between electrics and magnetics naturally. Given a specific problem with specific coefficients, initial state, and boundary condition, we can use FDTD to obtain the distribution of electromagnetic waves in any given transient.

To indicate the location of discrete points in space and time, we need to give any location of Yee cell a serial number. Here, we follow this rule: in any direction, the serial number of Yee cell's edges is integer, and the serial number of the center of Yee cell's edge is half integer; all time location of electric discrete points are integer, and all time location of magnetic discrete points are half integer. For each field vector component, the serial number in space is illustrated in the following table.

2.2 Yee元胞的Maxwell离散形式

我们以(2-3)的第一式为例来说明 Yee 元胞的 Maxwell 方程差分格式。根据(2-6)和(2-7)的差分格式，对(2-4)中第一式的各个部分写成离散格式，得到下式。

$$E_x^{n+1}\left(i+\frac{1}{2},j,k\right)=CA(m)\cdot E_x^n\left(i+\frac{1}{2},j,k\right)+CB(m)\cdot\left[\frac{H_z^{n+\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2},j+\frac{1}{2},k\right)-H_z^{n+\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2},j-\frac{1}{2},k\right)}{\Delta y}-\frac{H_y^{n+\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2},j,k+\frac{1}{2}\right)-H_y^{n+\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2},j,k-\frac{1}{2}\right)}{\Delta z}\right]. \quad (2-8)$$

其中

$$CA(m)=\frac{1-\frac{\sigma(m)\Delta t}{2\varepsilon(m)}}{1+\frac{\sigma(m)\Delta t}{2\varepsilon(m)}} \quad (2-9)$$

$$CB(m)=\frac{\frac{\Delta t}{\varepsilon(m)}}{1+\frac{\sigma(m)\Delta t}{2\varepsilon(m)}} \quad (2-10)$$

表 2-1 The serial number of components of E 和 H in Yee cell

Field components	The location in space			The location in time
	x	y	z	
E_x	$i + \frac{1}{2}$	j	k	n
E_y	i	$j + \frac{1}{2}$	k	
E_z	i	j	$k + \frac{1}{2}$	
H_x	i	$j + \frac{1}{2}$	$k + \frac{1}{2}$	$n + \frac{1}{2}$
H_y	$i + \frac{1}{2}$	j	$k + \frac{1}{2}$	
H_z	$i + \frac{1}{2}$	$j + \frac{1}{2}$	k	

m 为等号左端场分量的坐标。本文中，为能更简洁说明方法起见，我们假设介质全为无耗介质，即 $\sigma = \sigma(m) = 0$ ，则有 $CA(m) = 1$ ， $CB(m) = \frac{\Delta t}{\varepsilon(m)}$ ，所以式(??)变为

$$E_x^{n+1} \left(i + \frac{1}{2}, j, k \right) = E_x^n \left(i + \frac{1}{2}, j, k \right) + \frac{\Delta t}{\varepsilon(m)} \cdot \left[\frac{H_z^{n+\frac{1}{2}} \left(i + \frac{1}{2}, j + \frac{1}{2}, k \right) - H_z^{n+\frac{1}{2}} \left(i + \frac{1}{2}, j - \frac{1}{2}, k \right)}{\Delta y} - \frac{H_y^{n+\frac{1}{2}} \left(i + \frac{1}{2}, j, k + \frac{1}{2} \right) - H_y^{n+\frac{1}{2}} \left(i + \frac{1}{2}, j, k - \frac{1}{2} \right)}{\Delta z} \right]. \quad (2-11)$$

按照同样的方法对 H 的场分量进行整理。以 H_x 为例，式(??)的第一式整理之后得到

$$H_x^{n+\frac{1}{2}} \left(i, j + \frac{1}{2}, k + \frac{1}{2} \right) = H_x^{n-\frac{1}{2}} \left(i, j + \frac{1}{2}, k + \frac{1}{2} \right) + \frac{\Delta t}{\mu} \cdot \left[\frac{E_y^n \left(i, j + \frac{1}{2}, k + 1 \right) - E_y^n \left(i, j + \frac{1}{2}, k \right)}{\Delta z} + \frac{E_z^n \left(i, j, k + \frac{1}{2} \right) - E_z^n \left(i, j + 1, k + \frac{1}{2} \right)}{\Delta z} \right] \quad (2-12)$$

其余的各个 E 和 H 的场分量的离散格式按照上述两式的方法整理，于是我们得到各个场分量关于时间迭代的离散格式。

2.3 Courant稳定性条件

根据上一节的内容，我们知道 FDTD 是用求解一组离散的有限差分方程来代替求解连续的偏微分方程组，即麦克斯韦旋度方程。所以和许多数值方法相同，需要保证离散后的差分方程组的解释收敛和稳定的，否则是没有意义的。

首先考虑对时间间隔 Δt 的限制。由于任意场量在时域上可以分解为时谐场的叠加，所以考察对于时谐场的情况：

$$u(x, y, z, t) = u_0 \exp(j\omega t) \quad (2-13)$$

式(2-13)对时间的一阶偏微分为：

$$\frac{\partial u}{\partial t} = j\omega u \quad (2-14)$$

式(2-14)的左端用中心差分离散近似代替得到：

$$\frac{u^{n+\frac{1}{2}} - u^{n-\frac{1}{2}}}{\Delta t} = j\omega u^n \quad (2-15)$$

其中 $u_n = u(x, y, z, n\Delta t)$ 。定义增长因子 q 为

$$q = \frac{u^{n+\frac{1}{2}}}{u^n} = \frac{u^n}{u^{n-\frac{1}{2}}} \quad (2-16)$$

将式(2-16)代入(2-15)得到方程

$$q^2 - j\omega\Delta t q - 1 = 0 \quad (2-17)$$

解方程，得到

$$q = \frac{j\omega\Delta t}{2} \pm \sqrt{1 - \left(\frac{\omega\Delta t}{2}\right)^2} \quad (2-18)$$

如果要想随着时间步进的场量不发散，则需要让 $|q| \leq 1$ ，由此得到

$$\frac{\omega\Delta t}{2} \leq 1 \quad (2-19)$$

这就是一般场量对时间间隔 Δt 的稳定性要求。

面对包含6个场分量的Maxwell方程组，可以导出电磁场任意直角分量均满足齐次波动方程

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial z^2} + \frac{\omega^2}{c^2} f = 0 \quad (2-20)$$

由于任意波都可以展开为平面波谱，所以考虑平面波的解：

$$u(x, y, z, t) = u_0 \exp[-j(k_x x + k_y y + k_z z - \omega t)] \quad (2-21)$$

将(2-21)带入(2-20)并采用有限差分离散，得到

$$\frac{\sin^2\left(\frac{k_x\Delta x}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta x}{2}\right)^2} + \frac{\sin^2\left(\frac{k_y\Delta y}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta y}{2}\right)^2} + \frac{\sin^2\left(\frac{k_z\Delta z}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta z}{2}\right)^2} - \frac{\omega^2}{c^2} = 0 \quad (2-22)$$

其中 c 为介质中的光速。该式整理并带入(2-19)后得到

$$\left(\frac{c\Delta t}{2}\right)^2 \left[\frac{\sin^2\left(\frac{k_x\Delta x}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta x}{2}\right)^2} + \frac{\sin^2\left(\frac{k_y\Delta y}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta y}{2}\right)^2} + \frac{\sin^2\left(\frac{k_z\Delta z}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta z}{2}\right)^2} \right] = \left(\frac{\omega\Delta t}{2}\right)^2 \leq 1 \quad (2-23)$$

该式的成立条件是

$$c\Delta t \leq \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{(\Delta x)^2} + \frac{1}{(\Delta y)^2} + \frac{1}{(\Delta z)^2}}} \quad (2-24)$$

式(2-24)给出了空间和时间离散间隔之间应当满足的关系，称为 Courant 稳定性条件。

2.4 空间间隔的要求

在上一节中，时间间隔和空间间隔之间的关系得到了确定，接下来还需要确定空间间隔。以一维的情形为例。由(2-22)得到

$$\frac{\sin^2\left(\frac{k_x\Delta x}{2}\right)}{\left(\frac{\Delta x}{2}\right)^2} - \frac{\omega^2}{c^2} = 0 \quad (2-25)$$

我们看到，只有当 $\Delta x \rightarrow 0$ 时，才能不出现色散，所以我们需要估计 Δx 小到什么程度可以接近0。根据三角函数，当 $\phi \leq \pi/12$ 时， $\sin\phi \approx \phi$ ，于是得到

$$\Delta x \leq \frac{2\pi}{12k} = \frac{\lambda}{12} \quad (2-26)$$

这就是对空间离散间隔的要求。对于多维情形，各个维度的空间间隔同样满足关系式(2-26)即可。对于非时谐的宽带时域信号，只要空间离散间隔满足信号的最小波长可以满足关系式(2-26)即可。

2.5 边界条件

FDTD 方法把空间离散成一个个 Yee 元胞，然而实际上仿真的时候由于计算机资源的限制，不可能将无限空间仿真出来。另一方面，我们也只需要特定区域的电磁信息。基于这两点，我们需要在仿真空间边界处设定边界条件，以便在只

计算仿真空间电磁信息的条件下得到更精确的实际情形中该区域的电磁信息。边界条件可以分为截断边界条件和吸收边界条件。在实际中应用的较为广泛的是吸收边界条件，其中又以 Mur 吸收边界条件和 PML 吸收边界条件为主。

2.6 并行计算

由于 Courant 稳定性条件，仿真计算区域的 Yee 网格必须分的足够细，这就限制 FDTD 在大型电磁计算问题中的应用。针对这一问题，并行计算是一个十分有效的解决方案。

计算机领域的并行计算一般分为三层。最上层是任务并行，即把需要计算机处理的任務切割为若干个子任务，将子任务分配给一些计算核心同时计算。在计算核心完成各自的计算之后，采用某种方法将各个子任务的计算结果组合起来得到完整的计算结果。由于 FDTD 的特点，即各个子区域在每个时间间隔中只需和相邻的子区域交换交界处的数据，使得 FDTD 非常适合任务并行。针对这个层次的并行，目前有基于 MPI (Message Passing Interface) 和 PVM (Parallel Virtual Machine) 这两种消息传递编程的方案。

并行的中层是指令并行，这个层次的并行大多数是由 CPU 制造厂商在开发 CPU 时处理的，FDTD 的并行计算基本不涉及这个层次的并行。

最底层的并行是数据并行。针对一些计算任务，在经过合适的规划后，可以在 CPU 执行一条指令时同时处理多个数据。在 FDTD 中的计算中，由于每个场分量的所有节点都有相同的计算公式，所以经过合适的安排每个场分量的数组，可以在每次计算时计算相邻的多个场点。针对这个层次的并行，也有了一些利用矢量处理器的加速方法。

2.7 本章总结

在这一章中，我们介绍了 FDTD 算法的原理以及 FDTD 离散形式，FDTD 方法的稳定性和收敛性和满足稳定、收敛的条件，FDTD 在仿真开区域电磁场时需要采用的边界条件，以及使用并行计算加速 FDTD 的方法。

Chapter 3 使用矢量处理器对FDTD进行加速

在本章中，我们以二维TM波为例来展示使用矢量处理器的加速方案。

3.1 矢量处理器和数据并行

在实际中常常会有对多个数据执行相同的操作，例如两个向量的内积，称之为矢量操作。对单个数据的操作称为标量操作。需要注意的是，这里的矢量仅仅说明数据是多个，而非是指代物理上有大小和方向的量。此处与之对应的标量是指单个数据，矢量和标量侧重的是数据数量的单数与复数，它们各自的简化结构示意图如图3-1所示。数据并行就是对多个数据同时执行相同的操作，经典的使用数据并行的领域就是多媒体应用。矢量处理器的发展就是为了处理数据并行。

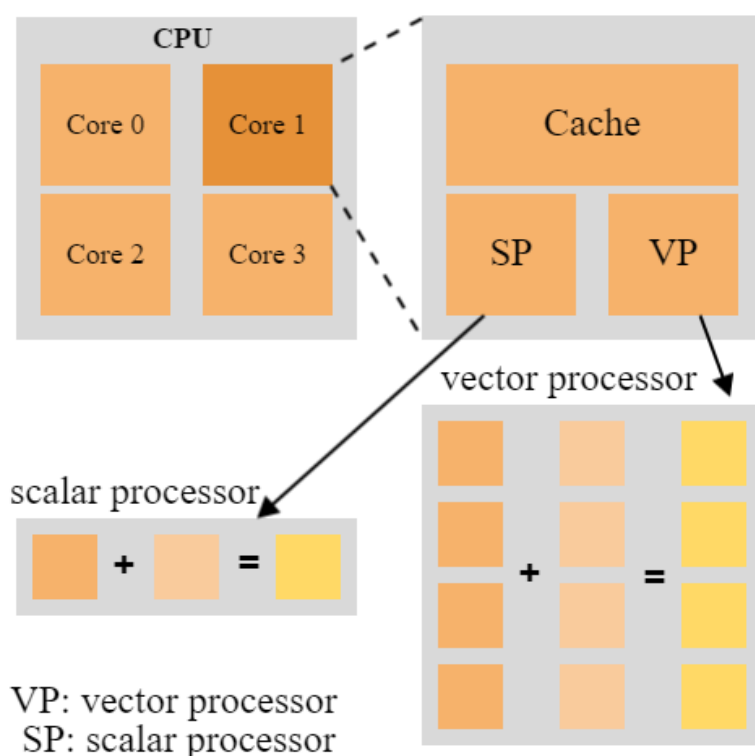


图 3-1 矢量处理器与标量处理器

矢量处理器是可以利用指令操作矢量的中央处理单元。在使用时，使用指令让矢量处理器读入一个或多个经过打包（packed）的多个数据形成的一维数据列，

然后使用指令让矢量处理器对这一个或者多个矢量的对应分量之间同时完成相同的操作，然后使用指令将计算结果返回内存中。

在使用矢量处理器计算的时候有一个和使用标量处理器很不同的地方在于数据的读入。在使用标量处理器的时候，由于每次只用从内存中读入单个数据，对单个数据 CPU 都会自动的处理好数据在内存中的对齐问题，所以不需要使用者有额外注意的事项，只要获得该数据的地址后直接读取即可。矢量处理器则不同，每次读入数据都需要读入连续的多个数据。这多个数据需要使用者在分配内存的时候显式的在内存中对齐，否则在读入数据时会消耗大量的资源。虽然只要数据是在内存中连续的，即使不对齐也可以读入到适量操作器中。但是即使是最优情况下非对齐的读入速度仍然比对齐情况慢了4.5倍。

3.2 使用矢量处理器的FDTD加速原理

以 TM 波为例。根据第二章可以得到 H_x , H_y , E_z 三个场分量的 FDTD 离散格式方程：

$$H_x^{n+\frac{1}{2}}\left(i, j+\frac{1}{2}\right)=H_x^{n-\frac{1}{2}}\left(i, j+\frac{1}{2}\right)+\frac{\Delta t}{\mu}\left(\frac{E_z^n(i, j)-E_z^n(i, j+1)}{\Delta y}\right) \quad (3-1)$$

$$H_y^{n+\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2}, j\right)=H_y^{n-\frac{1}{2}}\left(i+\frac{1}{2}, j\right)+\frac{\Delta t}{\mu}\left(\frac{E_z^n(i+1, j)-E_z^n(i, j)}{\Delta x}\right) \quad (3-2)$$

$$\begin{aligned} E_z^{n+1}(i, j)= & E_z^n(i, j) \\ & +\frac{\Delta t}{\epsilon}\left(\frac{H_y^{n+1/2}\left(i+\frac{1}{2}, j\right)-H_y^{n+1/2}\left(i-\frac{1}{2}, j\right)}{\kappa_x \Delta x}\right. \\ & \left.-\frac{H_x^{n+1/2}\left(i, j+\frac{1}{2}\right)-H_x^{n+1/2}\left(i, j-\frac{1}{2}\right)}{\kappa_y \Delta y}\right) \end{aligned} \quad (3-3)$$

接下来以简单的 3×3 网格来直观的说明数据并行计算的原理。根据第二章的场分量在 Yee 元胞中的空间排布方法，得到在 3×3 的 Yee 网格中，场分量的排布应如图3-2所示。其中格子内的序号代表该节点的位置，序号的第一位代表 y 方向的位置，即所在行数，序号的第二位代表 x 方向的位置，即所在列数。

传统的数据并行方法对图3-3中的排布做了修改，在 x 增加方向的边界处增加了一列作为计算辅助而并无实际意义 H_x 节点。现在，设在 x 、 y 方向的 Yee 网格个数分别为 N_x 、 N_y ，则各个场分量在各个方向的节点数目表3-1所示。

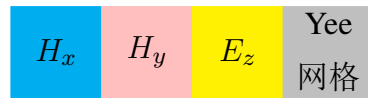
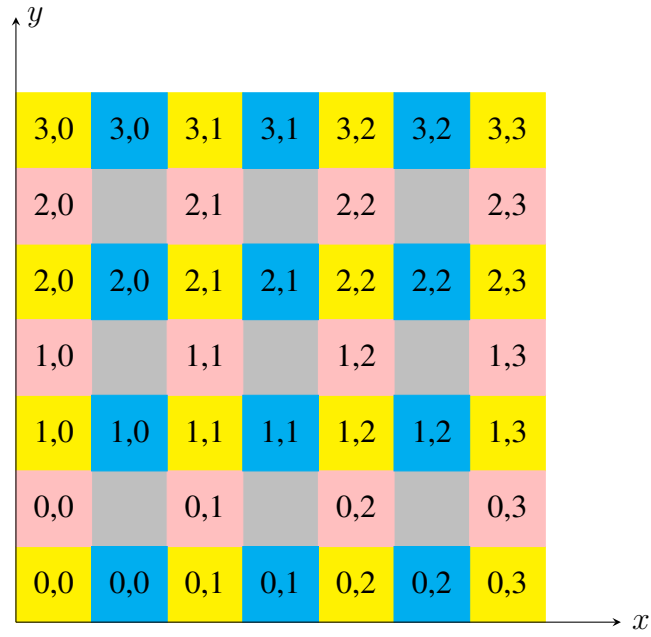


图 3-2 TM 波中各场分量的 Yee 网格排布模型

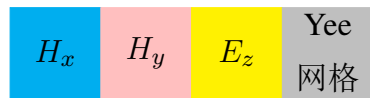
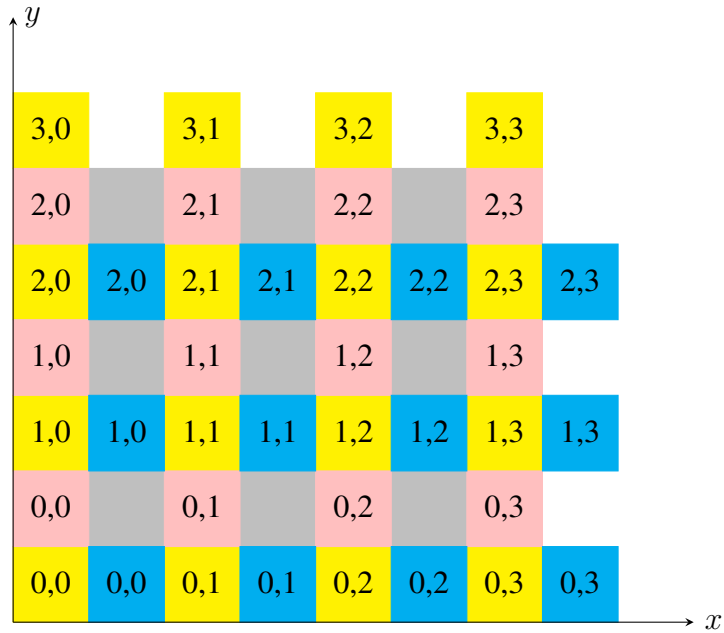


图 3-3 传统数据并行计算模型

在计算时，首先我们使用指令分别为三个场分量的各自相应大小的对齐的连续内存空间。在 3×3 的例子中，为 E_z 分配存放16个浮点数的内存空间，为 H_x 和 H_y 各自分配存放12个浮点数的内存空间。我们设定各个场分量都是先在 x 方向增长然后在 y 方向增长的，即节点的序号中首先增长代表 x 方向的那一位。所以，以 E_z 的内存举例，该场分量的内存中保存的节点按顺序分别为 $(0,0) \cdots (0,3), (1,0) \cdots$ 。

在计算场分量时，以计算 H_x 为例说明，在说明示意时，不指定具体的操作适量操作器的指令集。第一步，根据(3-1)，我们读入三个矢量。第一个矢量包含 H_x 从第一个节点开始的五个节点，即 $H_x(0,0)$ 到 $H_x(1,0)$ ，记为 V_{H_x} 。第二个矢量包含 E_z 的从第一个节点开始的五个节点，即 $E_z(0,0)$ 到 $E_z(1,0)$ ，记为 $V_{E_z}^1$ 。第三个矢量包含 E_z 从第二个节点开始的五个节点，即 $E_z(0,1)$ 到 $E_z(1,1)$ ，记为 $V_{E_z}^2$ 。第二步，根据(3-1)，我们用指令让 $V_{E_z}^1$ 减去 $V_{E_z}^2$ 。减法操作为 $V_{E_z}^1$ 的各项分别减去 $V_{E_z}^2$ 中各自的对应项，得到的结果记为矢量 V_{sub} 。然后矢量 V_{sub} 的各项乘以常数 $\frac{\Delta t}{\mu \Delta x}$ 得到记为 V'_{sub} 的结果矢量。接着用指令让 V'_{sub} 和 V_{H_x} 相加，得到最终结果。全部过程如图3-4所示。

$$\begin{array}{cc}
 V_{E_z}^1 & V_{E_z}^2 \\
 E_z(0,0) - E_z(0,1) \rightarrow H_x(0,0) \\
 E_z(0,1) - E_z(0,2) \rightarrow H_x(0,1) \\
 E_z(0,2) - E_z(0,3) \rightarrow H_x(0,2) \\
 E_z(0,3) - E_z(1,0) \rightarrow H_x(0,3) \\
 E_z(1,0) - E_z(1,1) \rightarrow H_x(1,0)
 \end{array}$$

图 3-4 传统数据并行方案计算说明

我们看到增添的作为辅助的节点 $H_x(0,3)$ 使得矢量处理器在计算同一个场分量时，读入的矢量节点序号遵从相同的相对关系。在刚才的例子中，改关系就是读入的两组 E_z 节点的序号分别是和 H_x 相同以及序号的两位同时增加1。如果去掉这些辅助计算点，首先是在矢量处理器读入节点的时候需要有额外的计算所需读入节点的序号，其次对于每行节点，都会有小于等于4个节点需要额外采取标量计算的方式进行计算。这两点大大增加了程序的复杂性和运行效率。

3.3 一种新的数据并行FDTD计算模型

上一节提到的传统的 Yee 网格可以适用于各种边界条件。但是对于某些边界条件，例如 Mur 吸收边界条件和 PEC 边界条件，我们可以进一步的改进计算中 Yee 网格中场分量的空间排布模型，减少场分量的节点数目，从而减少计算量。首先我们先来看 PEC 和 Mur 边界条件。

PEC截断边界条件 PEC 边界条件中，设置边界上的切向电场分量为0，即

$$E(K) = 0 \quad (3-4)$$

其中 $E(k)$ 代表边界处电场节点。这种边界条件称为截断边界条件。

Mur吸收边界条件 使用 Mur 边界条件，就相当于在边界处涂吸波材料来吸收入射波，使得电磁波在边界处不会产生反射。考虑齐次波动方程的一维情形

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = 0 \quad (3-5)$$

解为

$$u(x, t) = A \exp[j(\omega t - k_x x)] \quad (3-6)$$

设置 $x = 0$ 为左侧边界。由于仿真区域同时存在入射波和反射波，所以有

$$u(x, t) = A_- \exp[j(\omega t + k_x x)] + A_+ \exp[j(\omega t - k_x x)] \quad (3-7)$$

记该式右端第一项为 u_- ，第二项为 u_+ 。对于边界 $x = 0$ 而言， u_- 为入射波， u_+ 为反射波。如果让电磁波在边界处不产生反射，就要将反射波变为0。因此得到

$$\frac{\partial u}{\partial x} - \frac{1}{c} \frac{\partial u}{\partial t} = 0 \quad (3-8)$$

对该式进行差分处理，得到

$$u^{n+1}(k) = u^n(k-1) + \frac{c\Delta t - \Delta z}{c\Delta t + \Delta z} [u^{n+1}(k-1) - u^n(k)] \quad (3-9)$$

其中 $u(k)$ 代表边界点， $u(k-1)$ 代表边界内最接近的相邻点。

根据两个边界条件的公式(3-4)和(3-9)来看，在计算边界处的电场节点时不需要其它场分量的节点或者只需要最邻近处相同场分量的节点。因此，我们可以对之前的 Yee 元胞场分量排布的计算模型进行简化，去除边界处电场节点之间的磁场节点，从而减少所需计算的节点数目，减少计算量。我们仍然以 3×3 的规模的 Yee 网格为例来说明。新的计算模型如下图3-5所示。

表 3-1 TM波中各场分量在各方向上的节点个数

场分量	x 方向未知量个数	y 方向未知量个数
E_z	$N_x + 1$	$N_y + 1$
H_x	$N_x + 1$	N_y
H_y	$N_x + 1$	N_y

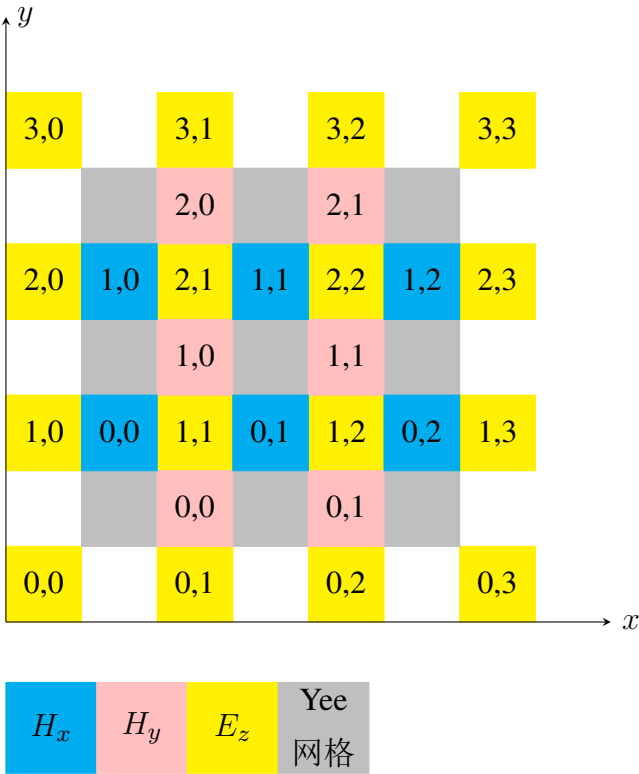


图 3-5 改进的数据并行计算模型

从图中我们可以看到，处于 Yee 元胞所包含的范围之外的磁场节点全部被简化掉。现在的 Yee 网格计算模型中各个场分量在各方向上的节点数目如表3-2所示。同样设在 x 、 y 方向的 Yee 网格个数分别为 N_x 、 N_y 。

表 3-2 TM 波中各场分量在新计算模型中各方向上的节点个数

场分量	x 方向未知量个数	y 方向未知量个数
E_z	$N_x + 1$	$N_y + 1$
H_x	N_x	$N_y - 1$
H_y	$N_x - 1$	N_y

在计算时，和上一节中传统计算方法相同。首先我们使用指令分别为三个场分量的各自相应大小的对齐的连续内存空间。在 3×3 的例子中，为 E_z 分配存放16个浮点数的内存空间，为 H_x 和 H_y 各自分配存放6个浮点数的内存空间。我们同样设定各个场分量都是先在 x 方向增长然后在 y 方向增长的，即节点的序号中首先增长代表 x 方向的那一位。

上一节中的计算模型中，由于 H_x 的辅助节点的存在，使得三个场分量各自的内存中所保存数据的位置和该数据对应的节点的序号是一致的，即在内存中第 m 个数据对应的节点分别是 $E_z(m_y, m_x)$ 、 $H_x(m_y, m_x)$ 和 $H_y(m_y, m_x)$ ，三个节点的序号相同。但是在改进的计算模型中，该关系不再存在。这就导致矢量处理器在计算某个场分量时，读入的各个矢量中所包含的节点序号不再遵从相同的对应关系。同样以 H_x 的计算为例来说明。按照上一节中的操作，在计算 H_x 的四个节点时，矢量处理器需要读入三个矢量，分别是包含 H_x 从第一个节点开始的前四个节点，即 $H_x(0,0)$ 到 $H_x(1,0)$ ，记为 V_{H_x} 。第二个矢量是包含 E_z 第二行第一个节点开始的四个节点，即 $E_z(1,0)$ 到 $E_z(1,3)$ ，记为 $V_{E_z}^1$ 。第三个矢量是包含 E_z 从第二行第二个节点开始的四个节点，即 $E_z(1,1)$ 到 $E_z(2,0)$ ，记为 $V_{E_z}^2$ 。按照上一节所述的计算步骤，应该如图??所示让 $V_{E_z}^1$ 减去 $V_{E_z}^2$ 。但是此时我们发现，两个矢量中前三个对应项的计算还正确，但是用来计算 $H_x(1,0)$ 的第四项的减法就出现了错误。按照公式(3-1)， $H_x(1,0)$ 需要 $E_z(2,1)$ 减去 $E_z(2,0)$ ，但是实际上却是 $E_z(2,0)$ 减去 $E_z(1,3)$ 。

这个改变之处，导致了我们在计算时需要做两点调整，第一是在设计节点序号的地方，包括矢量处理器读入节点数据和对场分量的节点的计算，不能像传统方法一样将一种算法应用在整个场分量的内存所保存的数据上，而是必须将场分量分段处理，往往是按照 Yee 网格的行数分段，对于每一段分别应用某种算法。

第二是在对场分量分段后每一段内存中的数据的处理，不能全部应用矢量处理器来计算。必须考虑到在每一段节点中，可能需要对该段前几个节点、中间部分节点和后几个节点分开处理，其中头尾处的节点需要使用标量处理器而非矢量处理器来计算。

3.4 两种计算模型对比

本文以二维 TM 波 FDTD 的 Mur 吸收边界条件为例来比较传统计算模型和改进计算模型的计算效率。我们分别对比使用传统计算模型和未使用数据并行的计算，以及在不同规模的仿真区域以及仿真时长下两种计算模型的区别。

程序的框架以调用树的形式展示，如图3-6所示矩形框代表函数，箭头代表执行顺序。我们可以看到，程序分为两大部分，分别是对数据进行预处理的 *input* 部分和对场分量节点进行计算的 *compute* 部分。其中 *compute* 又分为对磁场节点进行计算的 *H_cmp* 部分和对电场节点进行计算的 *E_cmp* 部分，以及进行辅助工作的其它函数。

在分析时，我们采用 Visual Studio 的性能分析工具来收集样本的运行性能数据并进行分析。主要有两种分析方法，第一种是采样分析方法，第二种是检测分析方法。采样分析方法在每个 CPU 周期中断 CPU 并收集函数调用堆栈，对于不同类型的函数进行不同模式的样本数累加，从而收集分析运行期间应用程序所执行工作的相关统计数据。检测分析方法主要手机程序中函数调用的详细计时信息。该方法将捕获并检测每个函数的时间信息。时间信息主要包括两种，分别是：

已用非独占时间 执行某函数或代码行所用的总时间。

已用独占时间 执行某函数体或代码行所用的时间。不包括执行该函数或代码行所调用的函数所用的时间。

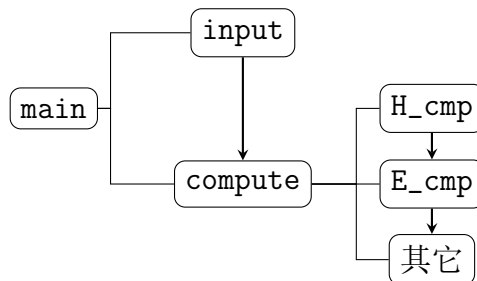


图 3-6 数据并程序框架

所以，在样本程序中，`main` 函数的已用非独占时间就代表了程序总花费时间，`compute` 函数的已用非独占时间就代表了程序中计算场分量场点的时间花费。由于 `H_cmp` 和 `E_cmp` 函数没有调用函数，于是它们的已用独占时间和已用非独占时间相同，都是代表了执行一次该函数所用的时间。事实上，我们对这两个函数所关心的正是单次运行的时间。

为了保证各方法计算结果的准确性，各个样本的计算都运行5次去性能的平均值进行对比。编译时采取 **Release** 选项，这样能排除程序执行细节带来的对性能的影响，更能比较各个方案之间的性能差异。

计算环境为 Intel®Core™i5-3210M 2.3GHz，4.00GB内存，操作系统为64-bit Windows 10。

下列各表展示了不同样本下性能对比结果。

表 3-3 传统串行方案和改进计算模型方案性能比较

函数	已用非独占时间（ms）		使用数据并行所节约时间
	不使用数据并行	改进计算模型	
<code>main</code>	10330.43	7835.78	24.15%
<code>compute</code>	10313.62	7819.76	24.18%
<code>H_cmp</code>	6.16	4.64	24.62%
<code>E_cmp</code>	4.10	3.13	23.78%

¹ 仿真空间大小为 2000×1000 个 Yee 网格。

² 时间迭代次数为 1000 次。

根据表3-3所示，我们可以看出在不适用数据并行的样本中 `H_cmp` 和 `E_cmp` 1000迭代的总占用时间分别约为6160ms和4100ms，两者之和为10260ms，占用 `main` 函数已用非独占时间的约99.3%。同样，在使用数据并行的样本中该比例数值为99.2%。这意味着这两个函数是程序的关键函数，所以如果不同的样本性能有有效差异，那么我们可以肯定的说差异就是因为这两个函数的不同导致的。在表3-3的比较中，我们可以看到使用数据并行可以节约大约24%的时间，可以显著的缩短 FDTD 的计算耗时。

在表3-4中我们可以看到，和传统数据并行方案相比，新的数据模型可以节省 FDTD 计算时间约为 3.45%。基于上文对程序结构的分析，我们有理由排除掉程序细节的差异，得出改进后的计算模型优于旧方法的结论。我们可以看到，尽管删去一些磁场节点之后程序变得复杂，并且有一些节点的计算方式由之前的矢量

处理器计算转换为了使用标量处理器计算，从而造成了部分性能的下降，但是减少计算节点而带来的性能增加可以完全抵消掉这一部分的性能下降，并且能在总体上提升性能。

在表3-5中我们可以看到，仿真计算所需的时间和仿真区域的规模成线性关系，时间复杂度为 $O(n)$ ，所以改进后的模型可以用在实际应用中。这里所说的仿真区域的规模，是指 Yee 网格的数目。根据实验所收集的数据，当仿真规模增长了 n 倍的时候，时间消耗是之前的 $0.92n + 0.08$ 倍。

在表3-6中，我们可以看到随着时间迭代次数的增加，程序的仿真时间也随之进行按照线性变化。不过我们也注意到，计算场分量的两个函数 H_{cmp} 和 E_{cmp} 的平均时间随着时间步的增加在下降。但是下降并不明显。时间迭代次数增长到了原来的300%，时间减小幅度仅为1%。我们推测这一部分的下降仅仅是由于增加了时间迭代次数之后，计算机能更为准确的进行内存命中，从而减少时间消耗，和算法是无关的。

3.5 结论

在本章中，我们以二维的TM波仿真为例，来展示说明了 FDTD 的数据并行计算中的一种新的计算模型。该模型主要是在传统计算模型的基础上修改了 PEC 截断边界条件和 Mur 吸收边界条件的情况下在边界处的磁场场分量点的分布。通过削减部分的磁场场分量计算点，在不影响计算结果的情况下，减少了仿真所需计算量，从而减少了仿真所需的计算之间。

通过对试验数据的分析，我们可以看到，使用数据并行可以大幅度的提升计算效率。而使用改进的数据并行计算模型之后，相比之前可以提升大约3.45%的计算效率。这在大型 FDTD 仿真项目中会产生明显的区别。

表 3-4 传统数据并行方案和改进计算模型方案性能对比

函数	已用非独占时间 (ms)		改进计算模型所节约时间
	传统数据并行方案	改进计算模型	
main	4229.46	4082.64	3.47%
compute	4216.81	4070.73	3.46%
H_cmp	2.50	2.41	3.37%
E_cmp	1.68	1.62	3.57%

¹ 仿真空间大小为1000 × 1000个Yee网格。

² 时间迭代次数为1000次。

表 3-5 改进计算模型在不同仿真空间规模下的性能

函数	已用非独占时间 (ms)		
	1000 × 1000	2000 × 1000	3000 × 1000
main	4082.64	7835.78	11597.80
compute	4072.73	7819.76	11577.88
H_cmp	2.412	4.64	6.87
E_cmp	1.62	3.13	4.65

¹ 时间迭代次数为1000次。

表 3-6 改进计算模型在不同仿真时间规模下的性能

函数	已用非独占时间 (ms)	
	1000次时间迭代	3000次时间迭代
main	7835.78	23247.73
compute	7819.76	23230.83
H_cmp	4.64	4.59
E_cmp	3.13	3.10

¹ 空间规模是2000 × 1000。

Chapter 4 使用图形处理器对FDTD加速

在本章中，我们以二维TM波为例来展示使用图像处理器的加速方案。

4.1 图形处理器与CUDA

图形处理单元（Graphic Processing Unit, GPU，以下简称为GPU），是一种专门运行绘图运算工作的微处理器，于1999年8月被 NVIDIA 公司提出，自此作为一个独立的运算单元。早期的 GPU 是随着图形界面操作系统的普及而得到推广。这是 GPU 提供基于硬件的位图运算功能。同一时期，在专业计算领域，Silicon Graphics 公司一直致力于推动3D图形的应用，并于1992年发布了 OpenGL 库，试图将其作为一种与平台无关的标准化3D 图形应用程序编写方法。

2001年，NVIDAI 公司开发了 GeForce3，它拥有可编程功能，同时支持 OpenGL 和 DirectX8，宣告了 GPU 并行计算的开始，是 GPU 技术上最重要的突破。开发人员也是从此时开始第一次可以对 GPU 中的计算机型一定程度上的控制。因为GPU的主要目标是通过可编程计算单元为屏幕上的每个像素计算出一个颜色值，虽然通常这些计算单元得到的信息是图像的位置、颜色等等，但是实际上是可控的，这吸引了许多人员来探索在图形渲染之外的领域中利用GPU。此时的GPU计算使用起来非常复杂。标准图形接口，例如 OpenGL 和 DirectX 是和 GPU 交互的唯一方式，因此使用 GPU 就不得不利用图形 API 的编程模型。这样一来，人们只能按照图形计算的方式，将其它任务按照图形渲染任务的形式输入 GPU，然后得到 GPU 返回的图像格式的结果。这种方法可行，并且极大地提升了计算任务的完成效率，但是太过复杂，需要人们掌握图形相关的知识，对研究人员负担过重，并有很大局限。例如对写入内存的限制，以及无法控制是否能处理浮点数，在程序出现问题的时候也没有办法进行调试。

2006年，NVIDIA 发布了 GeForce8800GTX，是具有里程碑意义的一步。从这里开始，GPU 第一次设计了适合于通用计算的架构，包括包括了线程通信机制、多级分层存储器结构以及符合 IEEE 标准的单精度浮点运算和逻辑运算的结构，使其拥有了强大的并行处理能力。

2007年6月，统一设备计算架构（Compute Unified Device Architecture，CUDA。以下简称为 CUDA）正式开始发布，这引起了 GPU 通用计算的革命。CUDA 统一了之前 GPU 中的计算资源，使得执行通用计算的程序能够对芯片上的每个数学逻辑单元进行排列，并且这些逻辑单元都满足 IEEE 单精度浮点数学运算要求。此外，还可以任意的读/写内存，以及访问共享内存。在使用方面，CUDA 采用了工业标准 C 语言，只增加了一部分关键字来支持 CUDA 的特殊功能。大大减轻了使用者的学习负担。

4.2 使用图形处理器加速的原理

4.2.1 CUDA编程模型

在使用 GPU 的时候，由于所用的 GPU 是外接设备，所以 GPU 和内存和 CPU 是相互独立的。习惯上我们称 CPU 为 host，GPU 为 device。Host端的代码主要负责执行串行部分，主要是负责整个计算的流程的调控。Device 端的代码负责具体计算。在运行时，我们是在 CPU 中开始运行程序，在需要 GPU 的运算时，在程序中声明一个 kernel，来调用 GPU 进行计算。计算开始时，由于内存系统是相互独立的，所以我们将数据传输到 GPU 中进行计算，计算后再传输回 CPU 继续进行程序的运行。整个过程如图4-1所示。

接下来我用将用一个如下所示的矢量求和代码来简要介绍CUDA编程模型：

```
1 #include "cuda_runtime.h"
2 #include "device_launch_parameters.h"
3 #include <stdio.h>
4 #define N (33 * 1024)
5 __global__ void add(int *a, const int *b, const int *c)
6 {
7     int tid=threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
8     while(tid < N){
9         c[tid] = a[tid] + b[tid];
10        tid += blockDim.x * gridDim.x;
11    }
12 }
```

```
13
14 int main()
15 {
16     //declare for both Host and Device
17     int a[N], b[N], c[N];
18     int *dev_a, *dev_b, *dev_c;
19
20     //allocate memory for Device
21     cudaMalloc(&dev_a, N * sizeof(int));
22     cudaMalloc(&dev_b, N * sizeof(int));
23     cudaMalloc(&dev_c, N * sizeof(int));
24
25     //Initialize Host data
26     for (int i = 0; i < N; i++){
27         a[i] = i;
28         b[i] = i * i;
29     }
30
31     //Transfer Host data to Device.
32     cudaMemcpy(dev_a, a, N*sizeof(int),
33               cudaMemcpyHostToDevice);
34     cudaMemcpy(dev_b, b, N*sizeof(int),
35               cudaMemcpyHostToDevice);
36
37     //Excute Kernel
38     add <<<128, 128 >>>(dev_a, dev_b, dev_c);
39
40     //Transfer result from Device to Host
41     cudaMemcpy(c, dev_c, N*sizeof(int),
42               cudaMemcpyDeviceToHost);
```

```
41     cudaFree(dev_a);  
42     cudaFree(dev_b);  
43     cudaFree(dev_c);  
44  
45     return 0;  
46 }
```

我们看到，首先我们需要使用修饰符 `__global__` 来表明接下来的函数是一个 kernel，意味着该函数将在 device 上被执行，且该函数可以被 host 以及 device 上的函数所调用。在 host 中调用 kernel 需要以尖括号的形式通知 device 使用什么方式运行 kernel。尖括号中第一个参数是表示设备在执行核函数时使用的并行线程块的数量，第二个参数表示每个线程块中启动的线程数目。在使用 kernel 之前，我们需要调用 `cudaMalloc()` 在 device 上为三个数组分配内存，在使用完之后使用 `cudaFree()` 释放内存。之前我们提到 device 和 host 的内存是相互独立的，因此我们在计算前需要在 host 中设置好数据的初始化，将数据使用 `cudaMemcpy()` 输入到设备当中，在 device 完成计算之后同样使用该函数将计算结果传递回 host。

4.2.2 线程

并行运算的基本单位单位是线程。在 GPU 中，线程有三个层次。最底层的是线程，由线程构建出线程块，多个线程块又组成线程格。一个线程格对应一个 Kernel。目前的设备中，一般可以调用最多65536个线程块，每个线程块可以调用最多512个或1024个线程，线程块内的线程可以共享内存，快速交换数据。在这里的示例中，作为 kernel 的 `add()` 函数调用了128个线程块，每个线程块使用了128线程。这时我们可理解为，运行时 device 将会创建函数 `add()` 的128×128个副本，并以并行的方式同时计算每个副本。

在示例代码的第7行，我们看到有变量 `threadIdx.x`、`blockId.x` 和 `blockDim.x`。这些变量都是 CUDA 的内置变量，分别代表每个线程的编号、每个线程格的编号和线程格中每一维的线程数量。这些变量在运行时已经预先定义，变量中包含的值就是当前执行 device 代码的线程索引。对于每一个线程或者线程格而言编号都是不同的，对于线程格而言，每一维的线程数量是固定的。线程格最高支持三个维度，下图4-2展示了二维线程块和线程的关系作为示例。

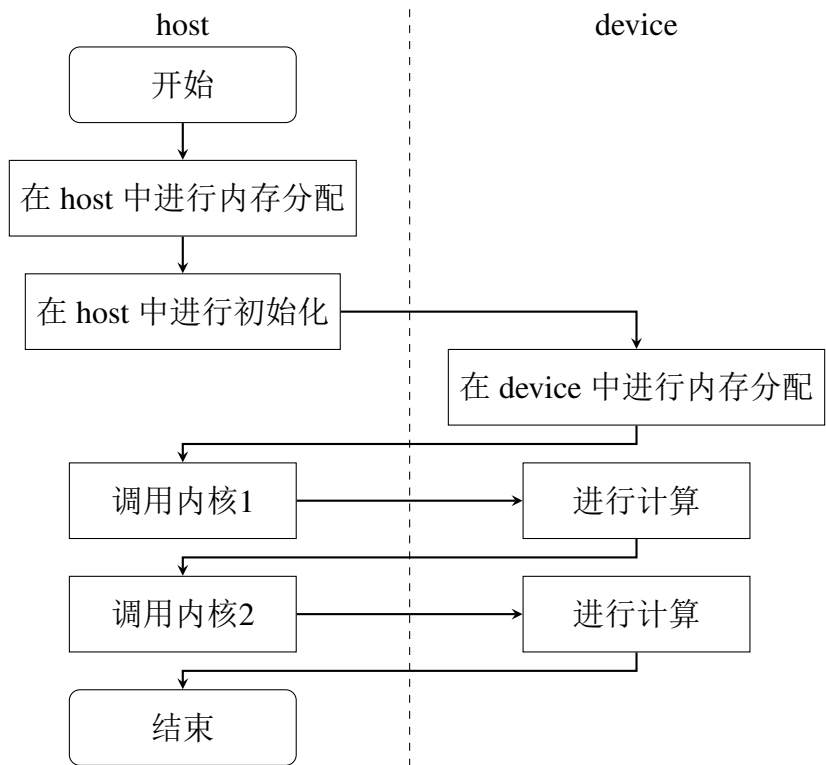


图 4-1 使用 CUDA 计算流程

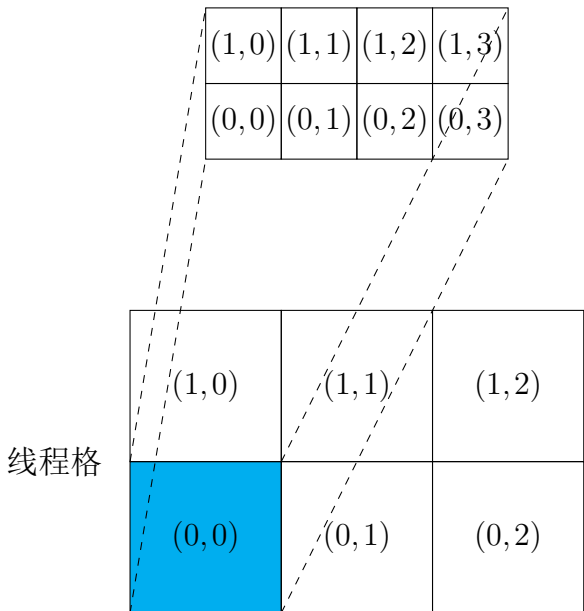


图 4-2 线程格和线程的二维层次结构示意图

根据这个关系，我们可以计算出利用这种关系得出一组唯一的索引，即如示例代码中第7行所示 $tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x$ 。利用这个索引我们可以对数组中的元素进行一次的不重复的计算，当一个线程完成对当前元素的计算的时候，将当前索引加上全部线程数目，如示例代码的第9行所示，进行对下一批的元素的计算。这样就完成了对任意数量的数据的计算。

4.3 FDTD的CUDA加速方案

针对使用 CUDA 对 FDTD 加速的问题，我们采取的策略为以一维线程格作为 Yee 网格排布中的行，以每个内存格中的一维线程作为 Yee 网格排布中的列。在使用该策略进行计算之前，我们需要对其它部分进行优化，以便提高效率。

首先是传输优化。为了对某个数据集进行操作，如前文所说需要在 CPU 中对数据集进行初始化，然后将数据从 host 传输到 device 中，然后在对数据进行操作之后传输回 host。这种做法将带来两个问题。

第一是由于传输过程是在完全串行的方式进行的，因此传输效率较低，尤其考虑到使用 GPU 加速的时候往往是要对一个较为巨大的数据集进行处理，因此将会有较长一段时间内 host 和 device 的内存都是闲置的，是对计算资源的浪费。第二个问题是 I/O 硬件吞吐量。对绝大多数程序而言，这是无法加速的限制。

针对这个问题，我们采取的措施是取消从 host 传输数据到 device 的步骤，转而在 device 上分配内存的时候直接初始化各个数据为0。这样一来，减少了一半数据传输的时间。

其次是内存优化。由于我们是以二维的 TM 波作为示例，因此各个场分量的节点将以二维形式进行排布。在此时我们采用 `cudaMallocPitch` 取代 `cudaMalloc` 进行对 device 上变量的内存分配。在第二章中我们已经提到了内存对齐的问题，当内存不对齐的时候处理器读取地址的操作往往要耗费三倍的时间。当内存对齐之后，相比不对齐性能提高最大有50%。相对应的，我们使用 `cudaMemcpy2D` 取代 `cudaMemcpy` 将数据集传输回 host。

在上述优化的条件下，我们规划了具体的对 FDTD 加速的方案。程序整体架构如图4-3所示。程序分为两大部分，一部分是类，一部分是操作函数。我们定义了三个类。类 E 中包含了电场分量的信息，以及对电场分量的初始化、检查信息和写入文件的几个方法。类 H 和类 E 相似，针对 H_x 和 H_y 两个场分量做了同样的规定。类 src 针对激励源包含了激励源以及仿真环境的信息，以及随时间激励

源变化的方法。操作函数负责仿真的核心计算，可以分为电场分量的计算、磁场分量的计算以及对边界条件的处理三个部分。

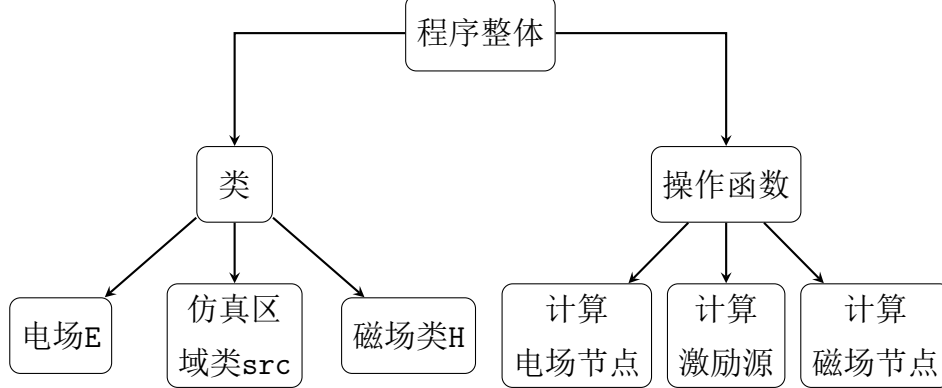


图 4-3 使用 CUDA 加速的程序的组成架构

程序的运行流程如图4-4所示，首先对仿真环境进行初始化，然后对各个场分量进行初始化，接下来跳过传输 host 上数据到 device 的步骤直接开始计算。在计算后将数据传输回 host，写入文件。

在计算过程中，我们采取前文 CUDA 编程模型范例中的并行方法，使用每个线程计算每个场分量节点。以对电场节点的计算函数为例，核心代码如下：

```

1  __global__
2  void Ez_cmp_kernel(
3  float* Ez, float* Hx, float* Hy,
4  float coe_Ez, int size_Ez_x, int size_Ez_y,
5  int ele_ex, int ele_hx, int ele_hy
6  )
7  {
8      int x, y;
9      int tid, number;
10     tid = threadIdx.x + blockIdx.x*blockDim.x;
11     float dif_Hy, dif_Hx;
12     while (tid < ele_ex*size_Ez_y)
13     {
14         number = tid + 1;
15         y = number % ele_ex; //row
16         x = number - (y*ele_ex); //column
  
```

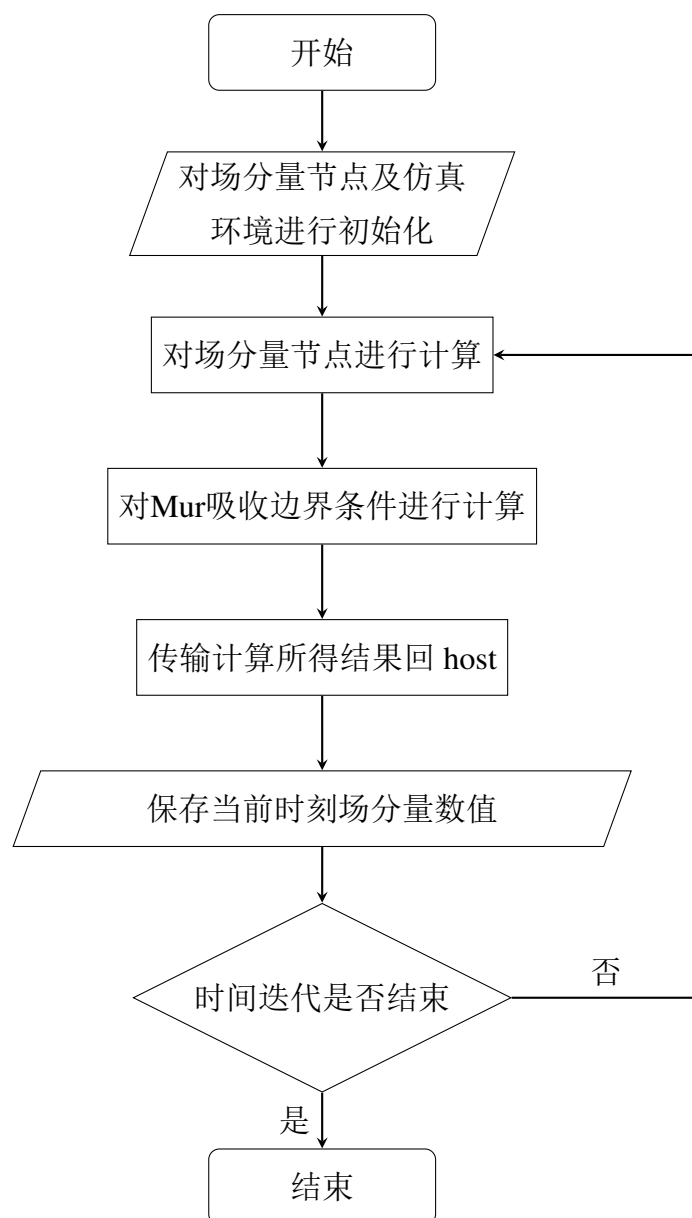



图 4-4 使用 CUDA 加速的 FDTD 程序流程图

```

17      //Hy(i,j) - Hy(i-1,j)
18      dif_Hy = Hy[y*ele_hy + x] - Hy[(y - 1)* ele_hy +
      x];
19      //Hx(i,j-1) - Hx(i,j)
20      dif_Hx = Hx[y*ele_hx + (x - 1)] - Hx[y*ele_hx + x
      ];
21      Ez[y*ele_ex + x] += coe_Ez * (dif_Hx + dif_Hy);
22      tid += blockDim.x*gridDim.x;
23  }
24 }

```

4.4 使用CUDA加速后性能提升情况

此处同样使用二维 TM 波 FDTD 的 Mur 吸收边界条件为例来比较使用 CUDA 加速和不使用任何加速、使用 CUDA 加速和使用矢量处理器加速以及不同时间或空间规模下的 CUDA 加速情况对比。

程序的框架以调用树的如图4-5所示。在分析时，我们采用和第三章第四节中的分析方法。下面各表展示了不同样本下的性能对比结果。

表4-1展示了传统串行计算和使用 CUDA 加速的性能比较。我们可以看到，在每次对计算函数的调用中，在串行计算中计算场分量的函数（ H_cmp 和 E_cmp ）在计算中花费了大量时间，但是在 CUDA 加速方案中花费了不到1%的时间就完成了计算。事实上，在 CUDA 加速方案中，在每一次时间迭代中，对于各个场分量的每一个节点都是一个个独立的线程同时计算的。所以事实上 CUDA 方案中在计算上花费的时间理论上只有传统串行方案的 $1/(2000 \times 1000)$ 。在性能分析报告中我们可以看到 CUDA 方案中计算函数的占用时间总共只有程序运行总时间的0.81%。绝大部分时间都是被各个场分量的初始化所占用，总占用在90%以上。其中对 H_x 分量分配内存的`cudaMallocPitch`函数占用了程序运行总时间的89.3%，还未探明原因所在。这也体现了 CUDA 加速方案的一个限制，就是由于 CUDA 是一个独立设备，所以在调用 CUDA 中会出现通信、内存方面的许多注意事项。

在表4-2中展示了 CUDA 加速和数据并行加速的性能对比。通过对比我们发现 CUDA 加速方案中对于场分量节点的计算用时仍然不到数据并行方案用时的1%。但是我们发现尽管计算时间很短，但是整个程序的运行时间很长。在 CUDA 方案

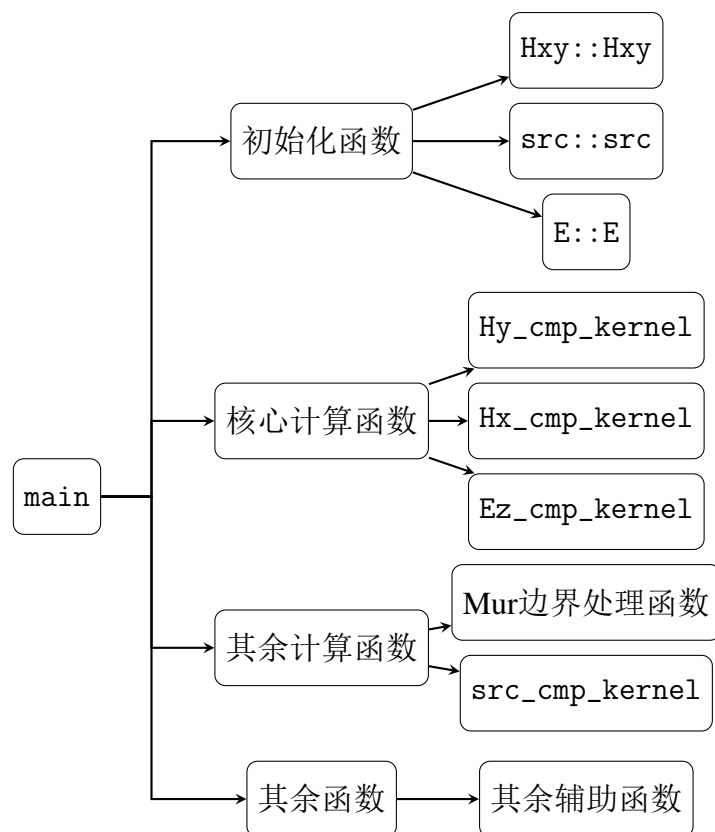


图 4-5 CUDA 加速的 FDTD 程序调用树

表 4-1 传统串行方案和 CUDA 加速方案性能比较

函数	已用非独占时间 (ms)		使用 CUDA 所节约时间
	传统串行方案	CUDA 加速方案	
<i>main</i>	10330.43	888.30	91.4%
<i>H_cmp</i> ³	6.16		
<i>E_cmp</i> ³	4.10		
<i>Hy_cmp_kernel</i> ⁴		<0.01	
<i>Hx_cmp_kernel</i> ⁴		<0.01	
<i>Ez_cmp_kernel</i> ⁴		<0.01	

¹ 仿真空间大小为 2000×1000 个 Yee 网格。

² 时间迭代次数为 1000 次。

³ 仅串行方案中。

⁴ 仅 CUDA 加速方案中。

中的main函数所占用的6203.20ms的时间中，有5500ms的时间没有进行任何动作。目前尚不清楚是因为什么原因引起的。

在表4-3中我们可以看到，除去 1000×1000 空间规模情况下的未知原因引起的计算缓慢之外，在其余两种空间规模的情况中因为都是采用一个线程计算一个场分量节点，因此对全部节点的计算时间非常小，理论上是等于计算单个数据的时间，和空间规模无关，在实际运行中我们无法对如此细小的时间进行测量。即使是在 1000×1000 空间规模的情况中，我们也可以看到计算所占用时间依然非常的少，在表4-2中我们已经看到，即使是数据并行，计算所需时间仍然在百倍以上。

在表4-4中我们可以看到，在不同时间规模下使用 CUDA 加速方案的情况下计算函数所占用时间依然极少。两个时间规模下程序仿真所占用时间的差别根据检测报告表可以看出是因为cudaMallocPitch在分配 H_x 场分量时所占用的时间差别所导致。在不同的方案中，该函数所占用时间独占时间均接近程序运行总时间的90%。NVIDIA 公司在关于该函数方面没有披露更多细节，我们暂时还无法得知为何该函数在第一次被调用时要使用如此多的时间。

4.5 结论

在本节中，我们介绍了使用 CUDA 加速的原理和编程模型，探讨了如何使用 CUDA 实现对 FDTD 方案的加速。最后，我们实现了二维情况下使用 CUDA 加速 FDTD，通过对仿真程序的性能测试，我们分析了使用 CUDA 加速的性能提升，并与传统串行方案以及上一节提到的改进数据并行计算模型进行比较。我们通过程序性能数据的分析我们可以看到使用 CUDA 加速对 FDTD 性能的巨大提升。但是在某些情况下出现的尚不清楚的在计算之外的大量时间占用情况也表示在使用 CUDA 加速时需要对程序进行更谨慎的设计，因为 CUDA 作为独立设备，同时有与 CPU 不同的架构，因此我们需要针对 GPU 的情况重新对 device 部分代码进行考虑。

表 4-2 CUDA 加速方案和改进数据并行方案性能对比

函数	已用非独占时间 (ms)		使用 CUDA 所节约时间
	改进数据并行方案	CUDA 方案	
<i>main</i>	4082.46	6203.20	-51.9%
<i>H_cmp</i> ³	2.41		
<i>E_cmp</i> ³	1.62		
<i>Hy_cmp_kernel</i> ⁴		0.02	
<i>Hx_cmp_kernel</i> ⁴		0.01	
<i>Ez_cmp_kernel</i> ⁴		0.01	

¹ 仿真空间大小为 1000×1000 个Yee网格。

² 时间迭代次数为1000次。

³ 仅串行方案中。

⁴ 仅 CUDA 加速方案中

表 4-3 CUDA 加速在不同仿真空间规模下的性能

函数	已用非独占时间 (ms)		
	1000×1000	2000×1000	3000×1000
<i>main</i>	6203.20	883.30	923.67
<i>Hy_cmp_kernel</i>	0.02	<0.01	<0.01
<i>Hx_cmp_kernel</i>	0.01	<0.01	<0.01
<i>Ez_cmp_kernel</i>	0.01	<0.01	<0.01

¹ 时间迭代次数为1000次。

表 4-4 CUDA 加速在不同仿真时间规模下的性能

函数	已用非独占时间（ms）	
	1000次时间迭代	3000次时间迭代
<i>main</i>	833.30	1139.94
<i>H_y_cmp_kernel</i>	<0.01	<0.01
<i>H_x_cmp_kernel</i>	<0.01	<0.01
<i>Ez_cmp_kernel</i>	<0.01	<0.01

¹ 空间规模是 2000×1000 。

Chapter 5 结束语

本文针对 FDTD 算法的加速问题，探讨了使用 CPU 内置矢量处理器对其加速的方法，以及使用独立设备 GPU 对其加速的方法。针对两种方法，都给出了具体的实现方案，并以二维 TM 波的仿真为例进行了测试，对测试结果进行了分析与说明，得出了各个加速方案自身的加速效果。针对使用矢量处理器加速的情形，本文提出一种基于传统数据并行计算的改进方案，通过测试，改进方案比传统数据并行方案更有效。在使用外部设备，即 GPU 的情况下，在 CUDA 平台下的 GPU 对 FDTD 方法加速的效果卓越，因此本文认为，使用 GPU 进行计算是未来的趋势。

通过实例测试我们也看出来本文依然存在一些待解决的问题。其中最主要的是使用 CUDA 平台进行加速计算时对程序更为谨慎和全面的考虑。例如，使用常量内存来存储 FDTD 公式中的不变的参数而不是全局内存，以便减小内存带宽。在使用 CUDA 加速时，我们可以借鉴任务并行的 FDTD 算法，即将仿真区域分割成多个子区域，每个区域分派给一个独立的 CUDA 设备，多个 CUDA 设备协作计算。

在本次课题的研究中，在知识能力方面，我深入了解了 FDTD 算法以及该算法的多种边界条件。学习了 CUDA 平台的框架及其编程模型。在探究能力方面，学会了独立的收集文献，整理文献，在前人的科研成果上做进一步的研究。了解了基本的科研方法和思路。

References

- [1] K. Yee. Numerical solution of initial boundary value problems involving maxwell's equations in isotropic media[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1966, 14(3):302–307
- [2] C. Taylor, D.-H. Lam, T. Shumpert. Electromagnetic pulse scattering in time-varying inhomogeneous media[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1969, 17(5):585–589
- [3] G. Mur. Absorbing boundary conditions for the finite-difference approximation of the time-domain electromagnetic-field equations[J]. Electromagnetic Compatibility, IEEE Transactions on, 1981(4):377–382
- [4] Z. S. Sacks, D. M. Kingsland, R. Lee, et al. A perfectly matched anisotropic absorber for use as an absorbing boundary condition[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1995, 43(12):1460–1463
- [5] S. D. Gedney. An anisotropic perfectly matched layer-absorbing medium for the truncation of FDTD lattices[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1996, 44(12):1630–1639
- [6] C. Guiffaut, K. Mahdjoubi. A parallel FDTD algorithm using the MPI library[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2001, 43(2):94–103
- [7] L. X. Guo, J. Li, H. Zeng. MPI-based parallel FDTD investigation on the electromagnetic scattering from the two-layered rough surface with a large angle incidence[C]. 2009, 360–363
- [8] T. P. Stefanski, N. Chavannes, N. Kuster. Hybrid OpenCL-MPI parallelization of the FDTD method[C]. 2011, 1201–1204
- [9] D. Yang, C. Liao, L. Jen, et al. A parallel FDTD algorithm based on domain decomposition method using the MPI library[C]. 2003, 730–733
- [10] L. Zhang, W. Yu. Improving Parallel FDTD Method Performance Using SSE Instructions[C]. 2011, 57–59
- [11] M. Livesey, F. Costen, X. Yang. Double precision performance of streaming SIMD extensions instructions for the FDTD computation[M]. 2012, 1–2
- [12] Y. L. R. M. A. M. Wenhua Yu, Xiaoling Yang. Advanced FDTD Method[M]. ARTECH HOUSE, 2011
- [13] S. E. Krakiwsky, L. E. Turner, M. M. Okoniewski. Graphics processor unit (GPU) acceleration of finite-difference time-domain (FDTD) algorithm[C]. 2004, V–265–V–268 Vol.5

REFERENCES

- [14] J. A. Roden, S. D. Gedney. Convolution PML (CPML): An efficient FDTD implementation of the CFS-PML for arbitrary media[J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2000, 27(5):334–339
- [15] V. Demir. A simple GPU implementation of FDTD/PBC algorithm[M]. 2015, 1–2
- [16] J.-P. Berenger. A perfectly matched layer for the absorption of electromagnetic waves[J]. *Journal of computational physics*, 1994, 114(2):185–200
- [17] W. C. Chew, W. H. Weedon. A 3-D Perfectly Matched Medium from Modified Maxwell's Equations with Stretched Coordinates[J]. *Microwave Opt. Tech. Lett*, 1994, 7:599–604

Acknowledgements

在攻读博士学位期间，首先衷心感谢我的导师 XXX 教授，……
……

外文资料原文

1.1 外文资料信息

V. Demir and A. Z. Elsherbeni, "Programming finite-difference time-domain for graphics processor units using compute unified device architecture," 2010 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, Toronto, ON, 2010, pp. 1-4. doi: 10.1109/APS.2010.5562117

1.2 外文资料原文

**Programming Finite-Difference Time-Domain for Graphics Processor Units
Using Compute Unified Device Architecture**

Veysel Demir*⁽¹⁾ and Atef Z. Elsherbeni⁽²⁾

(1) Department of Electrical Engineering, Northern Illinois University, USA

(2) Department of Electrical Engineering, University of Mississippi, USA

E-mail: demir@ceet.niu.edu, atef@olemiss.edu

Abstract

Recently graphic processing units (GPU's) have become the hardware platforms to perform high performance scientific computing them. The unavailability of high level languages to program graphics cards had prevented the widespread use of GPUs. Relatively recently Compute Unified Device Architecture (CUDA) development environment has been introduced by NVIDIA and made GPU programming much easier. This contribution presents an implementation of finite-difference time-domain (FDTD) method using CUDA. A thread-to-cell mapping algorithm is presented and performance of this algorithm is provided.

Introduction

Recent developments in the design of graphic processing units (GPU's) have been occurring at a much greater pace than with central processor units (CPU's). The computation power due to the parallelism provided by the graphics cards got the attention of communities dealing with high performance scientific computing. The computational electromagnetics community as well has started to utilize the computational power of graphics cards for computing and, in particular, several implementations of finite-difference time-domain (FDTD) method have been reported. Initially high level programming languages were not conveniently available to program graphics cards. For instance, some implementations of FDTD were based on OpenGL. Then Brook [1] has been introduced as a high level language for general programming environments, and for instance used in [2] as the programming language for FDTD. Moreover, use of High Level Shader Language (HLSL) as well is reported for coding FDTD. Relatively recently, introduction of the Compute Unified Device Architecture (CUDA) [3] development environment from NVIDIA made GPU computing much easier.

CUDA has been reported as the programming environment for implementation of FDTD in [4]-[7]. In [4] the use of CUDA for two-dimensional FDTD is presented, and its use for three-dimensional FDTD implementations is proposed. The importance of coalesced memory access and efficient use of shared memory is addressed without sufficient details. Another two-dimensional FDTD implementation using CUDA has been reported in [5] however no implementation details are provided. Some methods to improve the efficiency of FDTD using

图 A-1 外文原文资料第一页

CUDA are presented in [6], which can be used as guidelines while programming FDTD using CUDA. The discussions are based on FDTD updating equations in its simplest form: updating equations consider only dielectric objects in the computation domain, the cell sizes are equal in x , y , and z directions, thus the updating equations include a single updating coefficient. The efficient use of shared memory is discussed, however the presented methods limits the number of threads per thread block to a fixed size. The coalesced memory access, which is a necessary condition for efficiency on CUDA, is inherently satisfied with the given examples; however its importance has never been mentioned.

In this current contribution a CUDA implementation of FDTD is provided. The FDTD updating equations assume more general material media and different cell sizes. A thread-to-cell mapping algorithm is presented and its performance is provided.

FDTD Using CUDA

The unified FDTD formulation [8] considered for CUDA. The problem space size is $N_x \times N_y \times N_z$, where N_x , N_y , and N_z are number of cells in x , y , and z directions, respectively. Thus, for instance, the updating equation that updates x component of magnetic field is given in [8] as

$$H_x^{n+\frac{1}{2}}(i, j, k) = C_{h_{xh}}(i, j, k) H_x^{n-\frac{1}{2}}(i, j, k) + C_{h_{xy}}(i, j, k) (E_y^n(i, j, k+1) - E_y^n(i, j, k)) + C_{h_{xz}}(i, j, k) (E_z^n(i, j+1, k) - E_z^n(i, j, k)) \quad (1)$$

In order to achieve parallelism, the threads are mapped to cells to update them. For the mapping, a thread block is constructed as a one-dimensional array, as shown on the first two lines in Listing 1, and the threads in this array are mapped to cells in an x - y plane cut of the FDTD domain as illustrated in Fig. 1. In the kernel function, each thread is mapped to a cell; *thread index* is mapped to i and j . Then, each thread traverses in the z direction in a *for* loop by incrementing k index of the cells. Field values are updated for each k , thus the entire FDTD domain is covered.

```
block_dim_x = number_of_threads; block_dim_y = 1;
n_blocks_y = 1;
n_blocks_x = (nxx*nyy)/number_of_threads +
              ((nxx*nyy)%number_of_threads == 0?0:1);
```

Listing 1. CUDA code to define block and grid sizes.

Unfortunately in FDTD updates the operations are dominated by memory accesses. In order to ensure high performance all global memory accesses shall be coalesced. In general an FDTD domain size would be an arbitrary number. In order to achieve coalesced memory access, the FDTD domain is extended by padded cells such that the number of cells in x and y directions is an integer

multiple of 16 as illustrated in Fig 2. The modified size of the FDTD domain becomes $N_{xx} \times N_{yy} \times N_z$, where N_{xx} , N_{yy} , and N_z are number of cells in x , y , and z directions, respectively.

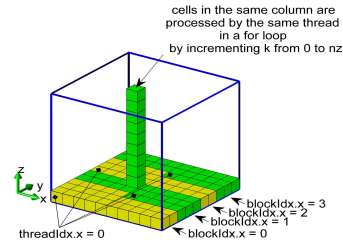


Figure 1. Mapping of threads to cells of an FDTD domain.

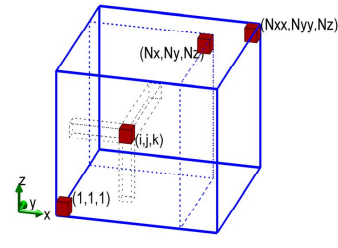


Figure 2. An FDTD problem space padded with additional cells.

```
__global__ void update_magnetic_fields_on_kernel(...)
{
    extern __shared__ float sEz[];
    int ci = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
    int j = ci/nxx;
    int i = ci - j*nxx;
    int si = threadIdx.x;
    int cizp;
    float ex, exzp, ey, eyzp;
    ey = Ey[ci];
    ex = Ex[ci];
    for (int k=0; k<nz; k++)
    {
        cizp = ci + nxx*nyy;
        exzp = Ex[cizp];
        eyzp = Ey[cizp];
        sEz[si] = Ez[ci];
        if (threadIdx.x<16)
            Ez[blockDim.x+threadIdx.x] = Ez[ci+blockDim.x];
        __syncthreads();

        Hx[ci] = Chxh[ci]*Hx[ci] + Chxey[ci]*(eyzp-ey)
                + Chxez[ci]*(Ez[ci+nxx]-sEz[si]);
        Hy[ci] = Chyh[ci]*Hy[ci] + Chyez[ci]*(sEz[si+1]-sEz[si])
                + Chyex[ci]*(exzp-ex);
        ...
        ci = cizp;
        ey = eyzp;
        ex = exzp;
    }
}
```

Listing 2. A section of CUDA code to update magnetic field components.

After ensuring the coalesced memory access, data reuse in a *for* loop in z direction and appropriate use of shared memory a CUDA code is developed. A section of this code is shown in Listing 2. The developed algorithm is tested on an

NVIDIA® Tesla™ C1060 Computing card. Size of a cubic FDTD problem domain has been swept and the number of million cells per second processed is calculated as a measure of the performance of the CUDA program. The result of the analysis is shown in Fig. 3. It can be observed that the code processes about 450 million cells per second on the average.

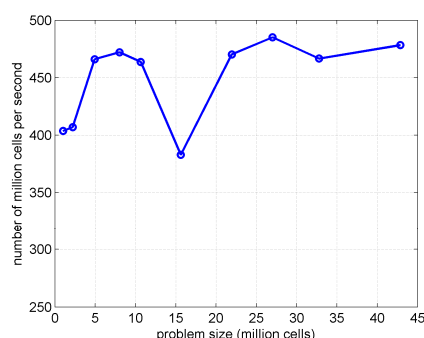


Figure 3. FDTD algorithm speed versus problem size.

References

- [1] Buck, *Brook Spec v0.2* Stanford, CT: Stanford Univ. Press, 2003.
- [2] M. J. Inman and A. Z. Elsherbeni, "Programming Video Cards for Computational Electromagnetics Applications," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 47, no. 6, pp. 71–78, December 2005.
- [3] NVIDIA CUDA ZONE, http://www.nvidia.com/object/cuda_home.html.
- [4] N. Takada, T. Shimobaba, N. Masuda, and T. Ito, "High-speed FDTD Simulation Algorithm for GPU with Compute Unified Device Architecture," *IEEE International Symposium on Antennas & Propagation & USNC/URSI National Radio Science Meeting, 2009*, North Charleston, SC, United States, p. 4, 2009.
- [5] Valcarce, G. De La Roche, A. Jüttner, D. López-Pérez, and J. Zhang, "Applying FDTD to the coverage prediction of WiMAX femtocells," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, February 2009.
- [6] P. Sypek, A. Dziekonski, and M. Mrozowski, "How to Render FDTD Computations More Effective Using a Graphics Accelerator," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 45, no. 3, pp. 1324–1327, 2009.
- [7] Ong, M. Weldon, D. Cyca, and M. Okoniewski, "Acceleration of Large-Scale FDTD Simulations on High Performance GPU Clusters," *2009 IEEE International Symposium on Antennas & Propagation & USNC/URSI National Radio Science Meeting*, North Charleston, SC, United states, 2009.
- [8] Atef Elsherbeni and Veysel Demir, "The Finite Difference Time Domain Method for Electromagnetics: With MATLAB Simulations," SciTech Publishing, 2009.

外文资料翻译

1.1 外文资料信息

V. Demir 和 A. Z. Elsherbeni, 《在使用统一计算架构的图形处理器中进行时域有限差分编程》, 2010 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, Toronto, ON, 2010, pp. 1-4. doi: 10.1109/APS.2010.5562117

1.2 外文资料正文翻译

1.2.1 摘要

最近图形处理器 (GPU) 称为执行高性能科学计算的平台。高级程序语言不能对显卡编程曾经阻碍了 GPU 的普及。最近由 NVIDIA 公司引入了统一计算架构 (Compute Unified Device Architecture, CUDA) 开发环境, 使得 GPU 编程容易了许多。本文的工作展示了使用 CUDA 的时域有限差分 (Finite-Difference Time-Domain, FDTD) 的实现, 展现了一个线程到元胞的映射算法和该算法的性能。

1.2.2 引言

近来相比于 CPU, GPU 设计的发展速度相比很快。由于提供并行而带来的计算能力引起了大众对于使用 GPU 进行科学计算的关注。计算电磁学的研究者们也开始使用显卡的计算能力来进行计算, 尤其是对 FDTD 的计算已经有研究报告。起初高级语言在显卡编程上很不方便。比如一些 FDTD 的实现是基于 OpenGL 的。之后有 Brook [1] 作为一个面向通用编程环境的高级语言被提出并且在 [2] 中作为 FDTD 的编程语言。更进一步, 使用高级着色器语言 (High Level Shader Language, HLSL) 编写 FDTD 也有报导。最近由 NVIDIA 提出的 CUDA 开发环境让 GPU 编程大幅简化。

CUDA 在 [4]-[7] 中被提出作为实现 FDTD 的编程环境。在 [4] 中, 展示了使用 CUDA 的二维 FDTD, 并提出了三维的 FDTD 实现方案。强调了使用级联内存的重要性和使用共享内存的高效性但没有进一步详细说明。另一个使用 CUDA 的

二维 FDTD 实现方案在 [5] 中被提出, 不过没有提供任何细节。一些使用 CUDA 来提升 FDTD 的效率的方法在 [6] 中提出, 可以作为使用 CUDA 对 FDTD 编程的指导大纲。讨论是基于 FDTD 迭代方程的最简形式: 仅考虑在计算域中的电解质导体的迭代方程, 在各个 x , y 和 z 方向上元胞尺寸相同, 因此迭代方程只包含一个迭代系数。共享内存的高效也被讨论了, 但是展示的方法中每个线程块中的线程数目是有固定大小的。级联内存是 CUDA 在效率上的必须, 在给出的例子中内存的满足了, 但是重要性未被提及。

本文提出了一个 FDTD 实现方案。其中 FDTD 迭代方程假设了更一般的介质和不同的元胞尺寸。提出了一个线程到元胞的映射算法以及其性能。

1.2.3 使用 CUDA 的 FDTD

统一的 CUDA 中的 FDTD 公式在 [8] 中被考虑过。问题区域尺寸是 $N_x \times N_y \times N_z$, 其中 N_x , N_y 和 N_z 分别是 x , y 和 z 方向上的元胞数目。如此一来, [8] 中给出的迭代磁场 x 方向的分量的方程就是

$$\begin{aligned} H_x^{n+1/2}(i, j, k) = & C_{hxx}(i, j, k) H_x^{n-1/2}(i, j, k) \\ & + C_{hxy}(i, j, k) (E_y^n(i, j, k+1) - E_y^n(i, j, k)) \\ & + C_{hxz}(i, j, k) (E_z^n(i, j+1, k) - E_z^n(i, j, k)). \end{aligned} \quad (\text{A-1})$$

为了做到并行, 线程被映射到元胞上去更新元胞。在映射中, 一个线程块被构造为一个一维数列, 如列表1中的第一列所示。另外在一维数列中线程被映射到如图1所示的 FDTD 域的 $x-y$ 平面中的元胞上。在 kernel 函数中, 每一个线程被映射到一个元胞上, 线程序号被映射到 i 和 j 上。然后, 每个线程在 z 方向上在 for 循环中通过增加 k 序号的方式遍历元胞。对于每个 k 更新场值, 因此整个 FDTD 域被遍历。

不幸的是在 FDTD 更新中内存读写起到支配作用。为了保证高性能所有的全局内存读写应被级联。通常, 一个 FDTD 域的尺寸应该是任意数值。为了做到级联内存, FDTD 域要被通过填充 x 或者 y 方向上的元胞数目来使这个数目是16的整倍数, 如图2所示。修正的 FDTD 域尺寸是 $N_{xx} \times N_{yy} \times N_z$, 其中 N_{xx} , N_{yy} 和 N_z 分别是 x , y 和 z 方向上的元胞数目。

在保证级联内存读写之后, 数据 for 循环中的在 z 方向上的复用和适当使用共享内存也需要在 CUDA 代码中得到完善。代码的一部分如列表2所示。完善后的代码在一个 NVIDIA® Tesla™ C1060 计算卡上得到测试。立体 FDTD 问题域的

尺寸递增，每秒处理的百万元胞数作为 CUDA 程序性能的测试。结果的分析如图3所示。可以看到代码每秒平均处理大约450百万个元胞。