# 基于 Intel Xeon/Xeon Phi 平台的关于离散时间对冲误差的并行化研究

叶帆1,2 陈浪石1,3 潘慈辉1,4

<sup>1</sup>Maison de la Simulation

<sup>2</sup>Atomic Energy and Alternative Energies Commission (C.E.A)

<sup>3</sup>French National Centre for Scientific Research (C.N.R.S)

<sup>4</sup>Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines University









November 3, 2014

# 内容提要

- 1 背景介绍
- ② 课题陈述
- ③ 并行化算法
- 4 实验结果及分析

# 内容提要

- 1 背景介绍
- 2 课题陈述
- ③ 并行化算法
- 4 实验结果及分析

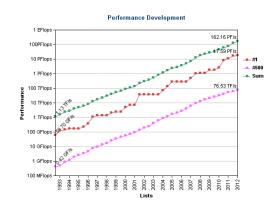
### 超算发展及 Xeon Phi

高性能计算已经进入后 Petaflop( $10^{15}$ )时代。但是能 优化到 Petaflop 级别的实际 应用却很少,面临问题如下

- 算法的内在并行性不足
- 并行算法的通信受制于 内存和网络连接
- 并行编程的难度

超级计算机本身还面临

• 能耗过大



超算 Top500 发展趋势

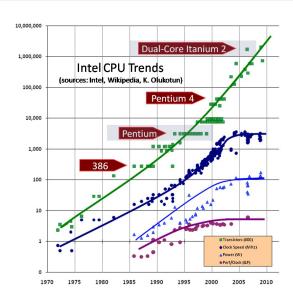
### 超算发展及 Xeon Phi

单个 CPU 的发展已经达到性能和功耗的瓶颈,超算转向众核架构(Manycore), 其具有如下优势

- 高带宽(bandwidth)带来 的高通量(high data throughput)
- 高能耗效率(flops/watt)
- 适合大规模的数据并行性应用(data parallel)

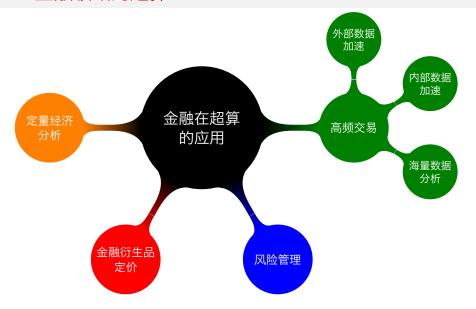
目前众核结构处理器的代表

- Nvidia 的 GPU 加速器
- Intel 的 Xeon Phi 协处 理器



单个 CPU 发展遇到的各种瓶颈问题

# 金融领域的超算



金融在高性能计算上的几大应用

### 金融领域的超算

#### 高频交易

从那些人们无法利用的极为短暂的 市场变化中寻求获利的计算机化交 易

- 数据在交易所和计算机之间加速(co-location)
- ② 数据在计算机内部加速(网卡+CPU 或者 FPGA
- ③ 海量数据的分析工作

#### 金融衍生品定价

衍生品的复制与对冲策略,以减少 最终收益的不确定性

- 模型的复杂度带来了密集的计算量
- 对冲的时效性需要计算的高速性

金融交易越来越依赖计算机程序和高性能计算集群

# 内容提要

- 1 背景介绍
- ② 课题陈述
- ③ 并行化算法
- 4 实验结果及分析

# 欧式期权

# Black-Scholes 模型

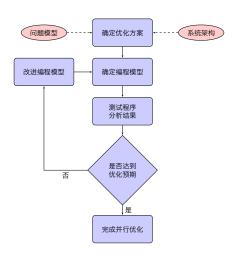
# 对冲策略及误差分析

# 参数选择及收敛条件

# 内容提要

- 1 背景介绍
- 2 课题陈述
- ③ 并行化算法
- 4 实验结果及分析

### 常用的并行化策略



#### 针对内存使用的优化

- 对齐数据(data alignment)
- 数据块(cache blocking)
- 预读取(prefetching)
- 流式存储技术(streaming store)

#### 针对 for 循环的改进

- 循环展开(loop unrolling)
- 分块循环(loop tiling)
- 循环互换(loop interchange)
- 循环合并(loop fusion)
- 循环偏移(loop skewing)
- 循环剥离(loop peeling)

```
procedure BSERROR(M, N)
    error \leftarrow 0
    NRV[N]
    BM[N]
    PX[N+1]
    \delta t \leftarrow T/N
     count \leftarrow 0
    for m = 1 : M do
         error \leftarrow 0
        for all NRV[j] do NRV[j] \leftarrow GaussianNumGenerator()
        end for
        BM[0] \leftarrow NRV[0] \cdot \sqrt{\delta t}
        for all BM[j] do BM[j] \leftarrow BM[j-1] + NRV[j] \cdot \sqrt{\delta t}
        end for
         PX[0] \leftarrow X0
        for all i = 1 : N + 1 do
             PX[i] \leftarrow X0 \cdot exp(-0.5 \cdot \sigma^2 \cdot i \cdot \delta t + \sigma \cdot BM[i-1])
        end for
        for all i = 0 : N - 1 do
             Upper \leftarrow (\log(PX[j]/K) + 0.5 \cdot \sigma^2 \cdot (T - T_j))/(\sigma \cdot \sqrt{T - T_j})
             error \leftarrow error -1/(\sqrt{2\pi}) \cdot (PX[j+1] - PX[j]) \cdot \int_{-\infty}^{Upper} e^{-t^2/2} dt
         end for
    end for
end procedure
```

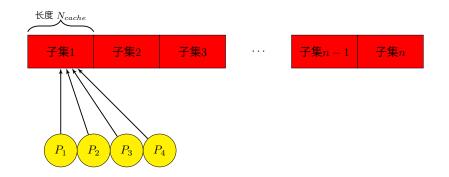
```
procedure BSERROR(M, N)
    error \leftarrow 0
    NRV[N]
     BM[N]
    PX[N+1]
    \delta t \leftarrow T/N
     count \leftarrow 0
   for m = 1 : M do
         error \leftarrow 0
         for all NRV[j] do NRV[j] \leftarrow GaussianNumGenerator()
         end for
         BM[0] \leftarrow NRV[0] \cdot \sqrt{\delta t}
         for all BM[j] do BM[j] \leftarrow BM[j-1] + NRV[j] \cdot \sqrt{\delta t}
         end for
         PX[0] \leftarrow X0
         for all i = 1 : N + 1 do
              PX[j] \leftarrow X0 \cdot exp(-0.5 \cdot \sigma^2 \cdot j \cdot \delta t + \sigma \cdot BM[j-1])
         end for
         for all i = 0 : N - 1 do
              \textit{Upper} \leftarrow (\log(\textit{PX}[j]/\textit{K}) + 0.5 \cdot \sigma^2 \cdot (\textit{T} - \textit{T}_j)) / (\sigma \cdot \sqrt{\textit{T} - \textit{T}_j})
              error \leftarrow error -1/(\sqrt{2\pi}) \cdot (PX[j+1] - PX[j]) \cdot \int_{-\infty}^{Upper} e^{-t^2/2} dt
         end for
    end for
end procedure
```

```
procedure BSERROR(M, N)
    error \leftarrow 0
    NRV[N]
    BM[N]
    PX[N+1]
    \delta t \leftarrow T/N
    count \leftarrow 0
   for m = 1 : M do
        error \leftarrow 0
       for all NRV[j] do NRV[j] \leftarrow GaussianNumGenerator()
        end for
        BM[0] \leftarrow NRV[0] \cdot \sqrt{\delta t}
        for all BM[i] do BM[i] \leftarrow BM[i-1] + NRV[i] \cdot \sqrt{\delta t}
        end for
        PX[0] \leftarrow X0
       for all j = 1 : N + 1 do
            PX[i] \leftarrow X0 \cdot \exp(-0.5 \cdot \sigma^2 \cdot i \cdot \delta t + \sigma \cdot BM[i-1])
        end for
       for all i = 0 : N - 1 do
             Upper \leftarrow (\log(PX[j]/K) + 0.5 \cdot \sigma^2 \cdot (T - T_j))/(\sigma \cdot \sqrt{T - T_j})
            error \leftarrow error -1/(\sqrt{2\pi}) \cdot (PX[j+1] - PX[j]) \cdot \int^{Upper} e^{-t^2/2} dt
        end for
    end for
end procedure
```

```
蓝色的外层循环为相互独立的蒙
procedure BSERROR(M, N)
   error \leftarrow 0
                                                                      行在单个 MIC 的不同线程 上也可
   NRV[N]
                                                                      以并行在多个 MIC 处理器上
    BM[N]
   PX[N+1]
   \delta t \leftarrow T/N
    count \leftarrow 0
   for m = 1 : M de
        error \leftarrow 0
       for all NRV[j] do NRV[j] \leftarrow GaussianNumGenerator()
       end for
        BM[0] \leftarrow NRV[0] \cdot \sqrt{\delta t}
       for all BM[i] do BM[i] \leftarrow BM[i-1] + NRV[i] \cdot \sqrt{\delta t}
       end for
        PX[0] \leftarrow X0
       for all i = 1 : N + 1 do
           PX[i] \leftarrow X0 \cdot exp(-0.5 \cdot \sigma^2 \cdot i \cdot \delta t + \sigma \cdot BM[i-1])
       end for
       for all i = 0 : N - 1 do
            Upper \leftarrow (\log(PX[j]/K) + 0.5 \cdot \sigma^2 \cdot (T - T_j))/(\sigma \cdot \sqrt{T - T_j})
           error \leftarrow error -1/(\sqrt{2\pi}) \cdot (PX[j+1] - PX[j]) \cdot \int_{-\infty}^{Upper} e^{-t^2/2} dt
        end for
   end for
end procedure
```

```
蓝色的外层循环为相互独立的蒙
procedure BSERROR(M, N)
                                                                特卡洛模拟次数并行度高, 可并
   error \leftarrow 0
                                                                行在单个 MIC 的不同线程 上也可
   NRV[N]
                                                                以并行在多个 MIC 处理器上
   BM[N]
   PX[N+1]
   \delta t \leftarrow T/N
    count \leftarrow 0
   for m = 1 : M de
       error \leftarrow 0
      for all NRV[j] do NRV[j] \leftarrow GaussianNumGenerator()
       end for
                                                                                    红色循环为离线状态数组,数组
       BM[0] \leftarrow NRV[0] \cdot \sqrt{\delta t}
                                                                                    前后状态有依赖关系, 需要进行
       for all BM[i] do BM[i] \leftarrow BM[i-1] + NRV[i] \cdot \sqrt{\delta t}
                                                                                    并行优化
       end for
       PX[0] \leftarrow X0
       for all j = 1 : N + 1 do
           PX[i] \leftarrow X0 \cdot exp(-0.5 \cdot \sigma^2 \cdot i \cdot \delta t + \sigma \cdot BM[i-1])
       end for
       for all i = 0 : N - 1 do
           Upper \leftarrow (\log(PX[j]/K) + 0.5 \cdot \sigma^2 \cdot (T - T_j))/(\sigma \cdot \sqrt{T - T_j})
           error \leftarrow error -1/(\sqrt{2\pi}) \cdot (PX[j+1] - PX[j]) \cdot \int_{-\pi}^{Upper} e^{-t^2/2} dt
       end for
   end for
end procedure
```

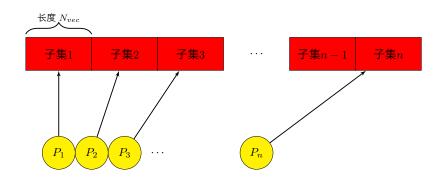
# 单片 MIC 单次蒙特卡洛并行优化



#### 方案一

离线状态的数组总长度 N 分为 n 个子集,每个的长度为  $N_{cache}$ ,单片 MIC 上的所有线程依次同时并行工作于子集 1, 子集 2,直至最后一个子集。 $N_{cache}$  的大小要和缓存大小匹配,使数据可以在缓存内被所有线程所共享( $512K \times 61 = 31M$ , 所有线程共享一个随机数发生流)

### 单片 MIC 单次蒙特卡洛并行优化



#### 方案二

离线状态的数组总长度 N 分为 n 个子集,每个的长度为  $N_{vec}$ ,每个子集由一个线程负责,所有线程同时并行工作,每个线程拥有自己的随机数发生流, $N_{vec}$  要和单个核心的 L2 缓存相符合(512K),以达到最大的数据重用。

# 基于汇编的矢量化积分运算

并行算法中大量使用了如下形式的积分运算

$$f(x) = \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \tag{1}$$

利用辛普森积分法(Simpson's rule)可以对高斯积分进行矢量 化(vectorized)计算

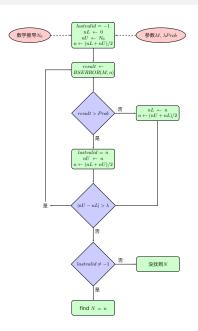
转化为高斯积分

$$f(x) = \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = 0.5 \times \sqrt{2\pi} + \int_{0}^{x} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$
 (2)

#### Simpson's rule

$$\int_{a}^{b} f(x) dx \approx \frac{h}{3} \left[ f(x_0) + 2 \sum_{j=1}^{n/2-1} f(x_{2j}) + 4 \sum_{j=1}^{n/2} f(x_{2j-1}) + f(x_n) \right]$$
 (3)

### 基于二分法的 N 值最优化搜索



#### 初始值 No

本文通过数学推导给出了一个 N 值的上界  $N_0$ ,从而使我们的二分法有了初始的搜索上界

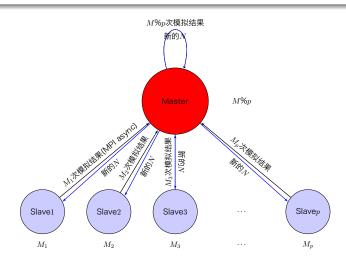
#### 参数 $\lambda$ , Prob, M

 $\lambda$  是设置的最小区间,当上下界之差小于 $\lambda$  时,认为二分法结束 Prob 则为置信概率,值越高表明最后搜索到得 N 值可信度越高。M 为蒙特卡洛模拟的次数,越大的 M 也说明搜索到的结果越可靠。

### 多 MIC 并行优化

#### Maser-Slave 模式

一个节点被选为 Master,其余节点为 Slave 节点在 M 的维度上进行并行 优化。

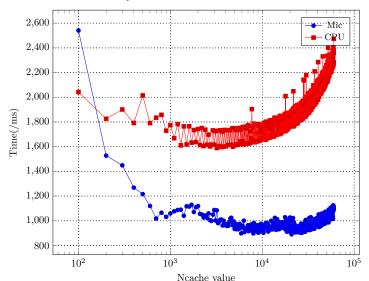


# 内容提要

- 1 背景介绍
- 2 课题陈述
- ③ 并行化算法
- 4 实验结果及分析

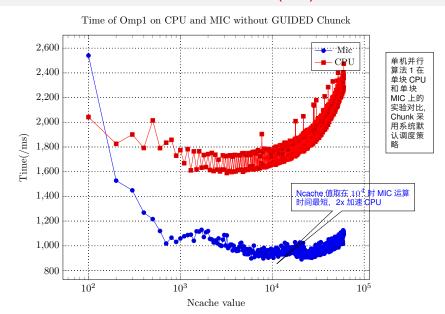
# 单 MIC 及 CPU 版本的实验对比(1/2)



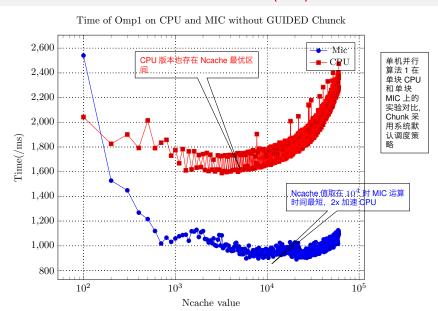


单算单和M实Chunk统度并1 CPU 的比妥斯统统度

# 单 MIC 及 CPU 版本的实验对比(1/2)

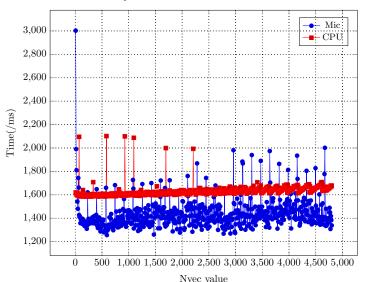


# 单 MIC 及 CPU 版本的实验对比(1/2)



# 单 MIC 及 CPU 版本的实验对比(2/2)

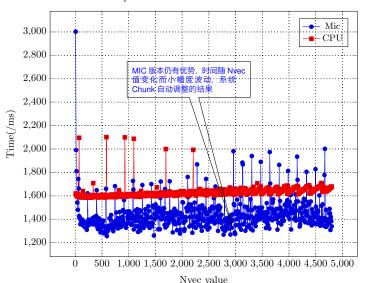




单算单和MS CHU系调 并2CPU,的比系调 下2CPU,的比系调 下3CPU,

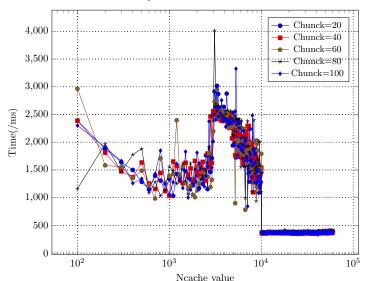
# 单 MIC 及 CPU 版本的实验对比(2/2)





# Chunk 取值对算法 1 的影响

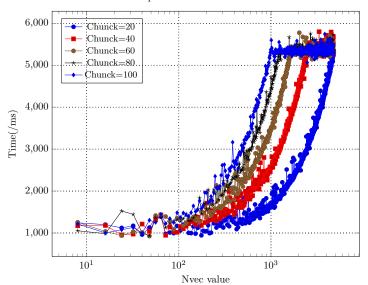




Chunk 统配线行星, 在每分个并数算MIC证明的 有一个, 在的现在的, 在的组式同的 是次分个并数算MIC证明的 是次分个并数算MIC证明的 是次分个并数算的。

# Chunk 取值对算法 2 的影响





Chunk统配线行量法Chunk统配线行量法C加测不的组员有量法C加测不的组员的。

# 多 MIC 优化实验及结果分析

# 算法的收敛性研究

# 参考文献