

Параллельные численные методы

Лабораторная работа: Разреженное матричное умножение

При поддержке компании Intel

Мееров И.Б., Сысоев А.В. Кафедра математического обеспечения ЭВМ При участии Я. Сафоновой

Содержание

- □ Введение
- □ Цель работы
- □ Тестовая инфраструктура
- □ Постановка задачи
- Форматы хранения
- □ Генерация тестовых задач
- Программная реализация
- □ Задания для самостоятельной работы
- □ Литература



1. Приступаем к работе



Введение. Алгебра разреженных матриц

- □ Алгебра разреженных матриц (Sparse algebra) важный раздел математики, имеющий очевидное практическое применение.
- Разреженные матрицы возникают естественным образом при постановке и решении задач из разных научных и инженерных областей:
 - При постановке и решении оптимизационных задач.
 - При численном решении дифференциальных уравнений в частных производных.
 - В теории графов.
 - Есть и другие случаи использования (см., например, обзор в *Тьюарсон Р. Разреженные матрицы. М.: Мир,* 1977).



Введение. Понятие разреженной матрицы...

- □ Встречаются разные формулировки:
 - Разреженной называют матрицу, имеющую малый процент ненулевых элементов.
 - Матрица размера N x N называется разреженной, если количество ее ненулевых элементов есть O(N).
 - Известны и другие определения.
- □ Приведенные варианты являются не вполне точными в математическом смысле.
- □ На практике классификация матрицы зависит не только от количества ненулевых элементов.



Введение. Понятие разреженной матрицы...

- □ На практике классификация матрицы зависит не только от количества ненулевых элементов, но и от:
 - размера матрицы,
 - распределения ненулевых элементов,
 - архитектуры конкретной вычислительной системы и используемых алгоритмов (см., например, более подробное обоснование в Писсанецки С. Технология разреженных матриц. М.: Мир, 1988).
- Важно не просто дать матрице звучное название: разреженная или плотная. Важно определиться с выбором структуры хранения.



Введение. Понятие разреженной матрицы

- □ В ряде случаев матрица имеет регулярную структуру (например, ленточная матрица), что позволяет разработать специализированную структуру хранения.
- □ Иногда размерность матрицы такова, что ее плотное представление попросту не убирается в память.
- □ Если и разреженное, и плотное представление допустимы, а количество ненулевых элементов невелико, необходимо проанализировать, какая структура хранения будет более эффективна в рамках используемых алгоритмов и конкретной архитектуры.
- □ В зависимости от результатов этого анализа можно рассматривать матрицу либо как разреженную, либо как плотную.



Введение. Сложность задачи

- Эффективные методы хранения и обработки разреженных матриц на протяжении последних десятилетий вызывают интерес у широкого круга исследователей.
- □ Для учета разреженной структуры приходится существенно усложнять как методы хранения, так и алгоритмы обработки.
- Многие тривиальные с точки зрения программирования алгоритмы в разреженном случае становятся весьма сложными.
- Для оптимизации производительности приходится разрабатывать нетривиальные алгоритмы и использовать возможности современной аппаратуры.

Цель работы...

Изучение некоторых принципов хранения и алгоритмов обработки разреженных матриц.

- □ Изучение способов хранения разреженных матриц.
- □ Разработка программной инфраструктуры для проведения экспериментов – генератора тестовых задач, автоматизации анализа корректности путем сравнения с эталонной версией из библиотеки Intel Math Kernel Library (МКL) и др.
- □ Разработка «наивной» программной реализации (по определению) разреженного матричного умножения.



Цель работы

Изучение некоторых принципов хранения и алгоритмов обработки разреженных матриц.

- Демонстрация алгоритмической оптимизации в разреженном матричном умножении.
- □ Ознакомление с идеологией двухфазной обработки разреженных матриц разделением на *символическую* и *численную фазу*. Выполнение соответствующей программной реализации.
- □ Распараллеливание разреженного матричного умножения в системах с общей памятью с использованием OpenMP и Intel Threading Building Blocks (TBB).
- Изучение способов балансировки нагрузки с использованием OpenMP и ТВВ.



2. Постановка задачи



Постановка задачи

- □ Пусть A и B квадратные матрицы размера N х N, в которых процент ненулевых элементов мал (уточним позже).
- □ Будем считать, что элементы матриц A и B вещественные числа (double).
- □ Требуется найти матрицу C = A * B, где символ * соответствует матричному умножению.
- □ Нередко в процессе умножения двух разреженных матриц получается плотная матрица. В рамках данной работы предполагается, что матрица С также является разреженной.



Пример: C = A * B

1	
	7
4	7

1				2	
		3	4		
			2		5
	7				

В

3					1
		1			
			3		
1		3			
	2			4	

 \subset

5		6			1
			12		
	10		6	20	
		7			

3. Тестовая инфраструктура



Тестовая инфраструктура

Процессор	2 четырехъядерных процессора Intel Xeon E5520 (2.27 GHz)
Память	16 Gb
Операционная система	Microsoft Windows 7
Среда разработки	Microsoft Visual Studio 2008
Компилятор, профилировщик, отладчик	Intel Parallel Studio XE
Математическая библиотека	Intel MKL v. 10.2.5.035



4. Форматы хранения



Форматы хранения. Общие замечания

- Изучению способов хранения разреженных матриц посвящено немало литературы, например:
 - Джордж А., Лю Дж. Численное решение больших разреженных систем уравнений. М.: Мир, 1984.
 - Писсанецки С. Технология разреженных матриц. М.: Мир,1988.
 - Тьюарсон Р. Разреженные матрицы. М.: Мир, 1977.
- □ В лабораторной работе мы изучим несколько широко распространенных форматов хранения, в том числе поддерживаемых математическими библиотеками и пакетами (Intel MKL, PETSc, Matlab и др.).
- □ При описании мы будем ориентироваться на матрицы размера N x N, в которых NZ элементов являются ненулевыми, NZ << N².



Форматы хранения. Координатный формат...

- □ Один из наиболее простых для понимания форматов хранения разреженных матриц – координатный формат.
 Элементы матрицы и ее структура хранятся в трех массивах, содержащих значения, их X и Y координаты.
- □ Оценим объем необходимой памяти (М):
 - Плотное представление: $M = 8 N^2$ байт.
 - В координатном формате: M = 8 NZ + 4 NZ + 4 NZ = 16 NZ байт (предполагается, что $N < 2^{32}$; в противном случае необходимо использовать 64-битный вариант беззнакового целого для хранения индексов).
 - Ясно, что 16 NZ << 8 N 2 , если NZ << N 2 .



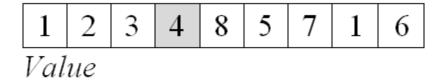
Форматы хранения. Координатный формат...

Пример:

A

1				2	
		3	4		
			8		5
	7	1			6

Структура хранения:



Row

Col

Форматы хранения. Координатный формат

- □ Координатный формат можно использовать
 - как в упорядоченном виде, когда в массиве Value хранятся элементы матрицы построчно (например, слева направо, сверху вниз),
 - так и в неупорядоченном.
- Неупорядоченное представление существенно упрощает операции вставки/удаления новых элементов, но приводит к переборным поискам.
- □ Упорядоченный вариант позволяет быстрее находить все элементы нужной строки (столбца), но приводит к перепаковкам при вставках/удалениях элементов.



Форматы хранения. Формат CRS (CSR)...

- □ Формат хранения CSR (Compressed Sparse Rows) или CRS (Compressed Row Storage), призван устранить некоторые недоработки координатного представления.
- □ Так, по-прежнему используются три массива.
 - Первый массив хранит значения элементов построчно (строки рассматриваются по порядку сверху вниз),
 - второй номера столбцов для каждого элемента,
 - третий заменяет номера строк, используемые в координатном формате, на индекс начала каждой строки.
- □ Количество элементов массива RowIndex равно N + 1.



Форматы хранения. Формат CRS (CSR)...

- □ Количество элементов массива RowIndex равно N + 1.
- □ *і*-ый элемент массива **RowIndex** указывает на начало *і*-ой строки.
- □ Элементы строки <u>i</u> в массиве Value находятся по индексам от RowIndex[i] до RowIndex[i + 1] 1 включительно.
- □ Т.о. обрабатывается случай пустых строк, а также добавляется «лишний» элемент в массив RowIndex устраняется особенность при доступе к элементам последней строки. RowIndex[N] = NZ.



Форматы хранения. Формат CRS (CSR)...

- □ Оценим объем необходимой памяти.
 - Плотное представление: $M = 8 N^2$ байт.
 - В координатном формате: М = 16 NZ байт.
 - В формате CRS: M = 8 NZ + 4 NZ + 4 (N + 1) = 12 NZ + 4 N + 4.
- □ В часто встречающемся случае, когда N + 1 < NZ, данный формат является более эффективным, чем координатный, с точки зрения объема используемой памяти.</p>

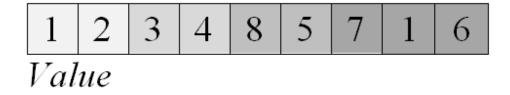
Форматы хранения. Формат CRS (CSR)

Пример:

A

1				2	
		3	4		
			8		5
	7	1			6

Структура хранения:



RowIndex

Форматы хранения. Модификации CRS...

- □ Возможна индексация как с нуля, так и с единицы (C/Fortran).
- □ В базовом варианте CRS строки рассматриваются по порядку, но элементы внутри каждой строки могут быть как упорядочены по номеру столбца, так и не упорядочены. Далее в работе мы будем использовать упорядоченный вариант.
- Модификация CRS с четырьмя массивами. Четвертый массив хранит индексы элементов, идущих в конце строки. Строки могут не быть упорядочены быстрая перестановка.



Форматы хранения. Модификации CRS

- □ В некоторых источниках рассмотренный формат упоминается как Yale format, в некоторых – как AIJ.
- Иногда применяется модификация, состоящая в том, что массивы хранятся в памяти в другом порядке.
- □ Все, что было описано выше, может быть с равным успехом применено не к строкам, а к столбцам. В итоге получается столбцовый формат CSC (CCS) вместо строчного CSR (CRS).
- □ Для ряда алгоритмов более удобен строчный формат, для ряда – столбцовый.



Форматы хранения. Работа с CRS

```
Пример: y = Ax.
 x[Col[j]] – кеш-промахи (см. работы Дж. Деммель и др.)
// Цикл по строкам матрицы А
for (i = 0; i < N; i++)
  // Вычисляем і-ю компоненту вектора у
  sum = 0;
  j1 = RowIndex[i]; j2 = RowIndex[i + 1];
  for (j = j1; j < j2; j++)
    sum = sum + Value[j] * x[Col[j]];
  y[i] = sum;
```



Форматы хранения. Заключение...

- Операции вставки/удаления элементов приводят к перепаковкам, что является недостатком рассмотренного представления.
- □ Известны также диагональный формат хранения, разные варианты блочного представления разреженная структура из плотных блоков (BCRS), плотная структура из разреженных блоков и т.д.
- □ Далее в работе мы будем использовать формат CRS в виде трех массивов, расположенных в памяти в порядке Value, Col, Rowlndex.



Форматы хранения. Заключение

- □ Индексация массивов в стиле языка С с нуля.
- □ Элементы в строке упорядочиваются по номеру столбца.
- □ В матрице хранятся числа типа double.

```
struct crsMatrix
{
  int N; // Размер матрицы (N x N)
  int NZ; // Кол-во ненулевых элементов
  // Массив значений (размер NZ)
  double* Value;
  // Массив номеров столбцов (размер NZ)
  int* Col;
  // Массив индексов строк (размер N + 1)
  int* RowIndex;
};
```





- □ Как выбрать тестовые матрицы? Есть проблемы:
 - Воспроизводимость результатов
 - Репрезентативность бенчмарка
 - Приемлемое время работы не слишком большое, не слишком малое (секунды)

— ...

□ Решение:

- Для достижения целей ЛР достаточно выбрать ограничиться некоторым классом (классами) матриц.
- Не претендуем на лучшее время работы.
- По возможности ориентируемся на время работы аналогичных программ в индустриальных библиотеках.

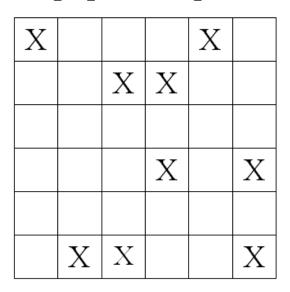


- □ Пусть матрицы A и B содержат не более 1% ненулевых элементов.
- □ На заполнение результирующей матрицы С в экспериментах будем обращать меньшее внимание, но позаботимся о том, чтобы оно не превышало 10% (не совсем разреженная матрица, но подойдет для иллюстрации работы алгоритма).
- □ Будем формировать матрицы А и В при помощи датчика случайных чисел. Данная задача включает два этапа:
 - построение портрета (шаблона) матрицы,
 - и наполнение этого портрета конкретными значениями.

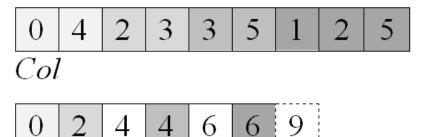


- □ Будем формировать матрицы A и B при помощи датчика случайных чисел. Данная задача включает два этапа:
 - построение портрета (шаблона) матрицы,
 - и наполнение этого портрета конкретными значениями.

Портрет матрицы



Структура хранения портрета:



RowIndex

- □ Пусть N = 10000. Для формирования портрета матрицы А применим следующую схему: будем генерировать случайным образом позиции 50 ненулевых элементов в каждой строке матрицы.
- □ Для формирования портрета матрицы В применим другой подход: будем наращивать количество ненулевых элементов от строки к строке по кубическому закону так, чтобы последняя строка содержала максимальное количество (50) ненулевых элементов.
- □ Размер матрицы и количество ненулевых элементов параметризуем.
- □ В итоге необходимы 2 генератора для матриц разных классов.



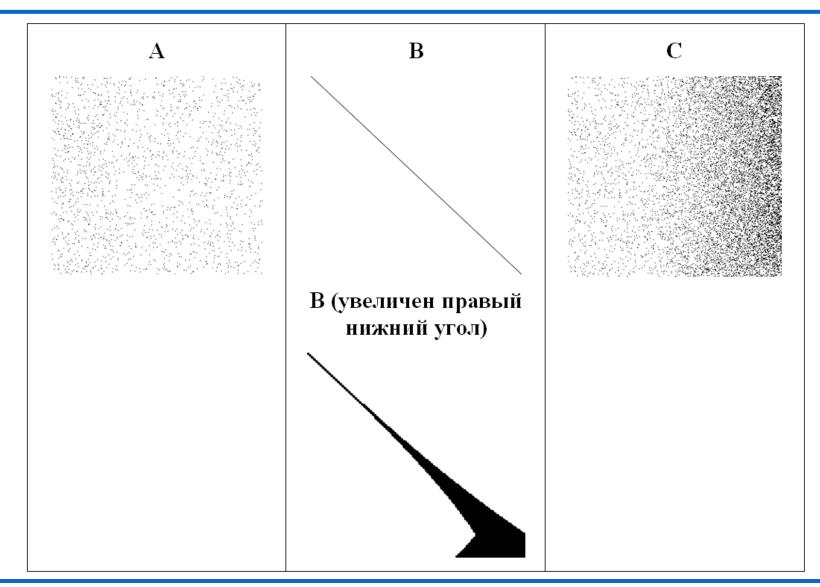


Генерация тестовых задач. Тестовые матрицы

	Количество	Процент
	ненулевых	ненулевых
Матрица	элементов	элементов
A	500 000	0,5%
В	130 775	0,13%
C	5 681 531	5,68%



Генерация тестовых задач. Тестовые матрицы







- □ Инициализация матрицы
- □ Удаление матрицы
- □ Сравнение двух разреженных матриц в формате CRS
- Умножение двух разреженных матриц в формате CRS эталонная версия



Инициализация матрицы

```
void InitializeMatrix(int N, int NZ, crsMatrix &mtx)
{
   mtx.N = N;
   mtx.NZ = NZ;
   mtx.Value = new double[NZ];
   mtx.Col = new int[NZ];
   mtx.RowIndex = new int[N + 1];
}
```



Удаление матрицы

```
void FreeMatrix(crsMatrix &mtx)
{
   delete[] mtx.Value;
   delete[] mtx.Col;
   delete[] mtx.RowIndex;
}
```



- □ Сравнение двух разреженных матриц в формате CRS.
- □ Вариант 1. Копируем обе матрицы в плотные, после чего сравниваем поэлементно, возвращаем максимальную разность значений соответствующих элементов (diff).
- □ Return value совпал ли размер.

□ Проблема – долго, может не хватить памяти.



- □ Сравнение двух разреженных матриц в формате CRS.
- □ Вариант 2. Необходимо реализовать вычитание разреженных матриц, далее найти максимум невязки.
- □ Будем использовать **mkl_dcsradd()** из Intel MKL.
- □ mkl_dcsradd() выполняет сложение двух разреженных матриц: C = A + beta*op(B), где
 - beta вещественный множитель (в нашем случае -1),
 - параметр ор позволяет указать, что матрица В должна быть транспонирована (в нашем случае это не требуется).
- □ mkl_dcsradd() работает только с 1-based CRS, реализуем преобразование 0-based ↔ 1-based.



```
// Принимает 2 квадратных матрицы в формате CRS
// (3 массива, индексация с нуля)
// Возвращает max|Cij|, где C = A - В
// Для сравнения использует функцию из МКL
// Возвращает признак успешности операции: 0 - ОК,
// 1 - не совпадают размеры (N)
int SparseDiff(crsMatrix A, crsMatrix B, double &diff)
```



```
int SparseDiff(crsMatrix A, crsMatrix B, double &diff)
 if (A.N != B.N)
   return 1;
 int n = A.N;
 // Будем вычислять C = A - B, используя MKL
 // Структуры данных в стиле МКL
 double *c = 0; // Значения
 int *jc = 0; // Номера столбцов (нумерация с единицы)
 int *ic; // Индексы первых элементов строк
                 // (нумерация с единицы)
 // Настроим параметры для вызова функции МКL
 // Переиндексируем матрицы А и В с единицы
 int i, j;
 for (i = 0; i < A.NZ; i++)
   A.Col[i]++;
 for (i = 0; i < B.NZ; i++)
   B.Col[i]++;
 for (j = 0; j \le A.N; j++)
   A.RowIndex[j]++;
   B.RowIndex[j]++;
```

```
// Используется функция, вычисляющая C = A + beta*op(B)
 char trans = 'N'; // говорит о том, ор(B) = B -
                    // не нужно транспонировать В
// Параметр, влияющий на то, как будет выделяться память
// request = 0: память для результирующей матрицы должна
//
                быть выделена заранее
// Если мы не знаем, сколько памяти необходимо для хранения
// результата, необходимо:
    1) выделить память для массива индексов строк іс:
//
        "Кол-во строк + 1" элементов;
// 2) вызвать функцию с параметром request = 1 -
//
         в массиве іс будет заполнен последний элемент
// 3) выделить память для массивов с и јс:
//
     \kappaол-во элементов = ic[Kол-во строк] - 1
// 4) вызвать функцию с параметром request = 2
  int request;
// Есть возможность настроить, нужно ли упорядочивать матрицы A,B,C.
// У нас предполагается, что все матрицы упорядочены,
// следовательно, выбираем вариант "No-No-Yes", который
// соответствует любому значению, кроме целых чисел от 1 по 7
  int sort = 8;
```

```
// beta = -1 -> C = A + (-1.0) * B;
  double beta = -1.0;
// Количество ненулевых элементов
// Используется только если request = 0
  int nzmax = -1:
// Служебная информация
  int info;
// Выделим память для индекса в матрице С
  ic = new int[n + 1];
// Сосчитаем количество ненулевых элементов в матрице С
  request = 1;
  mkl dcsradd(&trans, &request, &sort, &n, &n,
              A. Value, A. Col, A. RowIndex, &beta,
              B. Value, B. Col, B. RowIndex,
              c, jc, ic,
              &nzmax, &info);
  int nzc = ic[n] - 1; c = new double[nzc]; jc = new int[nzc];
// Сосчитаем C = A - В
  request = 2;
  mkl dcsradd(&trans, &request, &sort, &n, &n,
              A. Value, A. Col, A. RowIndex, &beta,
              B. Value, B. Col, B. RowIndex,
              c, jc, ic, &nzmax, &info);
```

```
// Сосчитаем max|Cij|
  diff = 0.0;
  for (i = 0; i < nzc; i++)</pre>
    double var = fabs(c[i]);
    if (var > diff)
      diff = var;
// Приведем к исходному виду матрицы А и В
  for (i = 0; i < A.NZ; i++)
   A.Col[i]--;
  for (i = 0; i < B.NZ; i++)
   B.Col[i]--;
  for (j = 0; j \le n; j++)
    A.RowIndex[j]--;
    B.RowIndex[j]--;
// Освободим память
  delete [] c;
  delete [] ic;
  delete [] jc;
  return 0;
```

- □ Умножение двух разреженных матриц в формате CRS эталонная версия.
- □ Для проверки собственных реализаций алгоритма умножения разреженных матрицы необходимо обеспечить контроль за правильностью результата.
- □ Будем использовать функцию **mkl_dcsrmultcsr()** в качестве эталона.
- □ В целом она весьма похожа по своему интерфейсу на функцию **mkl_dcsradd()** и имеет те же особенности (упорядоченный формат хранения в исходных матрицах, нумерация с единицы, двухуровневый механизм работы, связанный с необходимостью выделения памяти и др.).



□ Изучим код в среде MS Visual Studio.

```
// Принимает 2 квадратных матрицы в формате CRS
// (3 массива, индексация с нуля)
// Возвращает С = А * В, С - в формате CRS
// (3 массива, индексация с нуля)
// Память для С в начале считается не выделенной
// Возвращает признак успешности операции:
// 0 - ОК, 1 - не совпадают размеры (N)
// Возвращает время работы
int SparseMKLMult(crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C,
double &time)
```



7. Программная реализация



□ Попробуем выполнить умножение по определению.

A

X				Х	
		Х	Х		
			Х		Х
	Х	Х			Χ

R

Χ		Х	Х	
		Х		
	Х			
			Χ	
				Х

Х		Х	Х	
	Х			
				Х
	Х	Х		Х

□ Проблемы:

- Необходимо вычислять скалярные произведения строки одной матрицы и столбца другой матрицы.
- При вычислении скалярных произведений в строчном формате неудобно выделять столбец (в столбцовом строку).



- □ Возможное решение проблемы транспонировать матрицу В (или хранить дополнительно транспонированный портрет). Есть и другие варианты (см., например, алгоритм Густавсона).
- Далее в работе будем использовать транспонирование матрицы В.
- □ Дополнительная сложность:
 - Формирование разреженного представления матрицы С необходимо избежать перепаковок.
- □ Решение: будем умножать каждую строку матрицы А на все столбцы матрицы В^Т. Тогда матрица С заполняется последовательно.



- Подведем промежуточные итоги. Необходимо сделать следующее:
 - Реализовать транспонирование разреженной матрицы и применить его к матрице В.
 - Инициализировать структуру данных для матрицы С, обеспечить возможность пополнения ее элементами.
 - Последовательно перемножить каждую строку матрицы А на каждую из строк матрицы В^Т, записывая в С полученные результаты и формируя ее структуру.
 При умножении строк реализовать сопоставление с целью выделения пар ненулевых элементов.



□ Важное замечание:

- В процессе вычисления скалярного произведения в точной арифметике может получиться нуль, не только в том случае, когда при сопоставлении векторов соответствующих друг другу пар не обнаружилось, но и просто как естественный результат.
- В арифметике с плавающей запятой нуль может получиться еще и в связи с ограничениями на представление чисел и погрешностью вычислений (см. стандарт IEEE-754).
- Нули, получившиеся в процессе вычислений, можно как хранить в матрице С, так и не хранить. Оба варианта применяются на практике.



□ Алгоритм транспонирования.

- Если создать нулевую матрицу, а далее добавлять туда по одному элементу, выбирая их из CRSструктуры исходной матрицы, получим перепаковки.
- Нужно формировать транспонированную матрицу построчно. Для этого можно брать столбцы исходной матрицы и создавать из них строки результирующей матрицы.
- Выделить из CRS-матрицы столбец *і* не так просто.
 Необходимо другое решение.



- □ Алгоритм транспонирования (Густавсон)
- □ Сформируем N одномерных векторов для хранения целых чисел, а также N векторов для хранения вещественных чисел.
- □ В цикле просмотрим все строки исходной матрицы, для каждой строки все ее элементы. Пусть текущий элемент находится в строке *i*, столбце *j*, его значение равно *v*. Тогда добавим числа *i* и *v* в *j*-ые вектора для хранения целых и вещественных чисел (соответственно). Тем самым в векторах мы сформируем строки транспонированной матрицы.
- □ Последовательно скопируем данные из векторов в CRS-структуру транспонированной матрицы (**Col** и **Value**), попутно формируя массив **Rowlndex**.



см. Писсанецки С. Технология разреженных матриц. — М.: Мир,1988.

A	Структура хранения А	Вектора
9 15 16	3 7 8 9 15 16 Value 1 3 2 0 2 3 Col 0 2 3 3 6 RowIndex	3 0 1 3 0 3 IntVectors 9 3 8 15 7 16 DoubleVectors
$\mathbf{A^T}$	Структура хранения А ^т	
3 9 3 8 15 7 16	9 3 8 15 7 16 Value 3 0 1 3 0 3 Col 0 1 2 4 6 RowIndex	

- □ Недостаток использование доп. памяти.
- □ Устранение перепаковок:
 использование структур
 данных матрицы А^Т для
 промежуточных результатов
 вычислений (см., например,
 реализацию в книге
 С. Писсанецки).

Шаг 1

```
memset(AT.RowIndex, 0, (N+1) * sizeof(int));
for (i = 0; i < A.NZ; i++)
   AT.RowIndex[A.Col[i] + 1]++;</pre>
```

\mathbf{A}	Структура хранения А	Структура хранения А ^т
3 7	3 7 8 9 15 16 A.Value	AT.Value
9 15 16	1 3 2 0 2 3 A.Col	AT.Col
	0 2 3 3 6 A.RowIndex	$ \begin{array}{ c c c c c c c c c c c c c c c c c c c$



Шаг 2

```
S = 0;
for (i = 1; i <= A.N; i++)
{
   tmp = AT.RowIndex[i];
   AT.RowIndex[i] = S;
   S = S + tmp;
}</pre>
```

A	Структура хранения А	Структура хранения А ^т
3 7 8	3 7 8 9 15 16 A.Value	AT.Value
9 15 16	1 3 2 0 2 3 A.Col	AT.Col
	0 2 3 3 6 A.RowIndex	0 0 1 2 4 AT.RowIndex



Шаг 3

```
for (i = 0; i < A.N; i++)
 j1 = A.RowIndex[i]; j2 = A.RowIndex[i+1];
 Col = i; // Столбец в AT - строка в A
 for (j = j1; j < j2; j++)
   V = A.Value[j]; // Значение
   RIndex = A.Col[j]; // Строка в AT
   IIndex = AT.RowIndex[RIndex + 1];
   AT.Value[IIndex] = V;
   AT.Col [IIndex] = Col;
   AT.RowIndex[RIndex + 1]++;
```



- □ Создадим пустой проект.
- □ Добавим файлы sparse.h, sparse.c основные алгоритмы.
- □ Добавим файлы util.h, util.c вспомогательные алгоритмы.
- □ Добавим файл main_n.c головная программа.
- □ Функция main():
 - 2 параметра: N и кол-во ненулевых элементов в строке.
- \Box const double EPSILON = 0.000001;
 - Для автоматизированного сравнения с эталоном.
- □ Подключим к проекту MKL:
 - Linker input: mkl_core.lib mkl_intel_c.lib mkl_sequential.lib
- □ Далее фрагмент функции main():



```
crsMatrix A, B, BT, C;
GenerateRegularCRS(1, N, NZ, A);
GenerateSpecialCRS(2, N, NZ, B);
double timeT = Transpose2(B, BT);
double timeM, timeM1;
Multiplicate(A, BT, C, timeM);
crsMatrix CM:
double diff;
SparseMKLMult(A, B, CM, timeM1);
SparseDiff(C, CM, diff);
if (diff < EPSILON)</pre>
 printf("OK\n");
else
  printf("not OK\n");
printf("%d %d %d %d\n", A.N, A.NZ, B.NZ, C.NZ);
printf("%.3f %.3f %.3f\n", timeT, timeM, timeM1);
```



- □ Инфраструктура готова.
 - Инициализация/удаление матриц.
 - Генерация матриц.
 - Сравнение матриц.
 - Транспонирование матриц.
 - Сравнение с эталоном (корректность).
 - Сравнение с эталоном (производительность).
 - Замеры времени.
 - Вывод на консоль ключевых параметров.
- □ **Далее**: приступаем к реализации разных вариантов алгоритма умножения $C = A * B^T$ и их распараллеливанию.



□ Алгоритм умножения:

 Создайте 2 вектора (Value, Col) и массив RowIndex длины N + 1 для хранения матрицы С. Размер векторов Value и Col одинаков, но пока не известен. Можно использовать динамически распределяемые вектора из библиотеки STL.

— ...



□ Алгоритм умножения:

- Создайте 2 вектора (Value, Col) и массив RowIndex длины N + 1 для хранения матрицы С. Размер векторов Value и Col одинаков, но пока не известен. Можно использовать динамически распределяемые вектора из библиотеки STL.
- Транспонируйте матрицу В (в нашем случае матрица уже транспонирована, то есть этот пункт можно пропустить).
- **-**???



□ Алгоритм умножения:

— ...

- В цикле по *i* от 0 до N 1 перебирайте все строки матрицы A.
 - Для каждого і в цикле по j от 0 до N 1 перебирайте все строки матрицы В^Т.
 - Вычислите скалярное произведение векторов-строк A_i и B_j, пусть оно равно V. Если V отлично от нуля, добавьте в вектор **Value** элемент V, в вектор **Col** элемент j. При окончании цикла по j, скорректируйте значение **RowIndex[i+1]**, записав туда текущее значение числа ненулевых элементов V.
- □ Вспомним про дилемму о нулевых результатах вычислений и их включении/исключении из структуры матрицы.

```
int Multiplicate(crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C, double &time) {
  if (A.N != B.N) return 1;
  int N = A.N;
 vector<int> columns; vector<double> values; vector<int> row index;
  clock t start = clock();
  int rowNZ; row index.push back(0);
  for (int i = 0; i < N; i++) {</pre>
    rowNZ = 0;
    for (int j = 0; j < N; j++) {
      double sum = 0;
      // Считаем скалярное произведение строк А и ВТ
      if (fabs(sum) > ZERO IN CRS) {
        columns.push back(j); values.push back(sum); rowNZ++;
    row index.push back(rowNZ + row index[i]);
  InitializeMatrix(N, columns.size(), C);
  for (int j = 0; j < columns.size(); j++) {
    C.Col[j] = columns[j]; C.Value[j] = values[j];
  for(int i = 0; i <= N; i++) C.RowIndex[i] = row index[i];</pre>
  clock t finish = clock();
  time = (double) (finish - start) / CLOCKS PER SEC;
  return 0;
```

- □ Скалярное произведение разреженных векторов (строк матрицы) ядро алгоритма.
- □ Простейший вариант:

```
for (int k = A.RowIndex[i]; k < A.RowIndex[i + 1]; k++)
    for (int l = B.RowIndex[j]; l < B.RowIndex[j + 1]; l++)
        if (A.Col[k] == B.Col[l])
        {
            sum += A.Value[k] * B.Value[l];
            break;
        }
}</pre>
```



□ Задание

- Внесите все необходимые изменения в код.
- Перейдите к использованию Intel C++ Compiler из пакета инструментов Intel Parallel Studio XE.
- Добейтесь того, чтобы код компилировался, собирался и выдавал корректные результаты.



 Для сравнения представим результаты, полученные авторами на тестовой инфраструктуре, описанной ранее.

```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>01_Naive.exe 10000 50

OK
10000 500000 130775 5678160
0.000 56.878 0.109
```

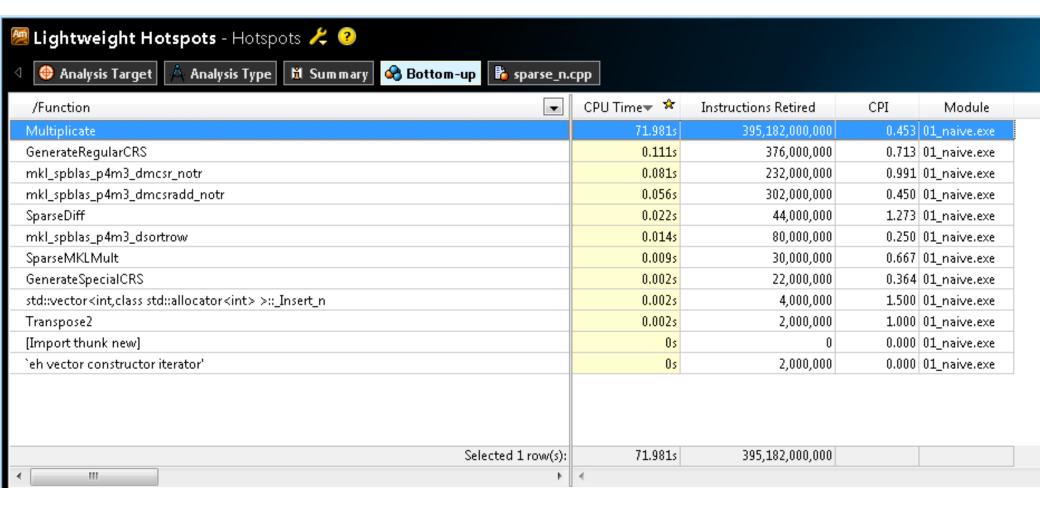


- □ Перемножаются матрицы 10000 х 10000, матрица А имеет 50 ненулевых элементов в каждой строке, матрица В от 1 в первых строках до 50 в последних.
- □ Программа печатает
 - размер матриц;
 - статистику по количеству ненулевых элементов в А, В и С,
 - время транспонирования (0с не хватило разрешающей способности датчика);
 - умножения текущей наивной реализации (56,878с) и эталонной версии из Intel MKL (0,109с);
 - «ОК» в первой строке вывода говорит о том, что результат прошел автоматизированный тест на корректность.



- □ Мотивация для оптимизации: отставание от MKL почти 3 порядка. Надо что-то менять!!!
- □ Попробуем понять, на что тратится время.
- □ Используем инструменты:
 - Профилировщик Intel VTune Amplifier XE из пакета Intel Parallel Studio XE.
- □ Запустим анализ. Amplifier позволяет получить первичные результаты профилировки в двух режимах Lightweight Hotspots и Hotspots.
- □ В Lightweight Hotspots не собирается информация о стеке вызовов, выберем его (у нас одна вычислительная функция).

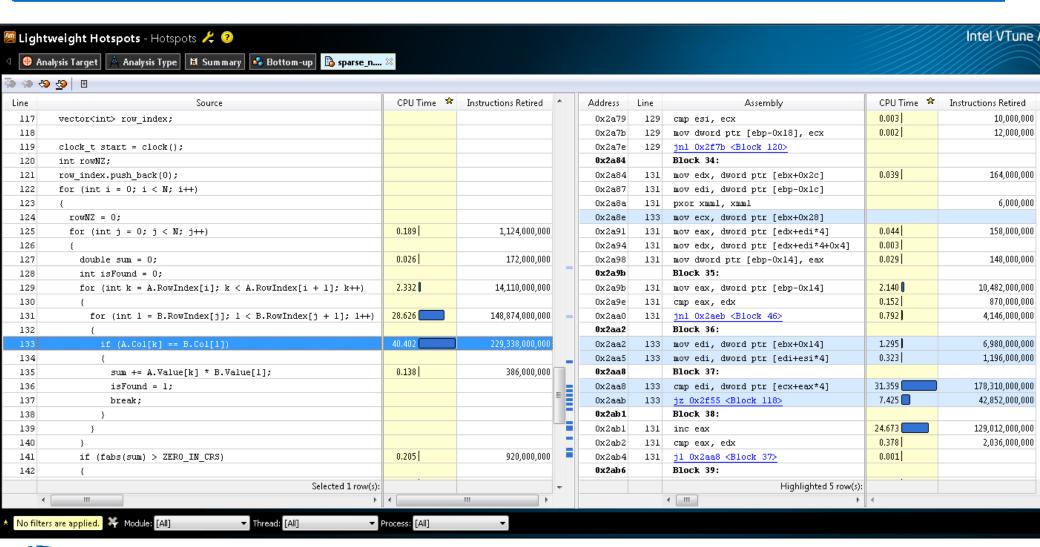






- □ Function имена функций
- □ CPU Time время работы каждой функции
- □ Instructions retired количество выполненных инструкций
- □ **CPI** количество тактов на инструкцию (оптимум = 0.25, «хорошее» для HPC значение не более 1.0).
- Module процесс, в котором работала функция.
- □ Действительно, все время работала одна функция.
- □ Обратим внимание на показатель **СРІ**. У нас СРІ = 0.453, что неплохо. Но инструкций слишком много.
- □ Обратим внимание: у **MKL** CPI больше, но инструкций гораздо меньше.







49 49 4	59 💯 🗉			
Line	Source	CPU Time 😘	Instructions Retired	•
117	<pre>vector<int> row_index;</int></pre>			
118				
119	clock_t start = clock();			
120	int rowNZ;			
121	row_index.push_back(0);			
122	for (int i = 0; i < N; i++)			
123	{			
124	rowNZ = 0;			
125	for (int j = 0; j < N; j++)	0.189	1,124,000,000	
126	{			
127	double sum = 0;	0.026	172,000,000	
128	int isFound = 0;			
129	for (int k = A.RowIndex[i]; k < A.RowIndex[i + 1]; k++)	2.332	14,110,000,000	
130	{			
131	for (int 1 = B.RowIndex[j]; 1 < B.RowIndex[j + 1]; 1++)	28.626	148,874,000,000	
132	{			
133	if (A.Col[k] == B.Col[l])	40.402	229,338,000,000	
134	{			_
135	<pre>sum += A.Value[k] * B.Value[1];</pre>	0.138	386,000,000	
136	isFound = 1;			
137	break;			=
138	}			
139	}			
140	}			
141	if (fabs(sum) > ZERO_IN_CRS)	0.205	920,000,000	
142	{			
		1		

129	<pre>for (int k = A.RowIndex[i]; k < A.RowIndex[i + 1]; k++)</pre>	2.332	14,110,000,000
130	{		
131	for (int 1 = B.RowIndex[j]; 1 < B.RowIndex[j + 1]; 1++)	28.626	148,874,000,000
132	{		
133	if (A.Col[k] == B.Col[l])	40.402	229,338,000,000
134	{		
135	<pre>sum += A.Value[k] * B.Value[1];</pre>	0.138	386,000,000
136	isFound = 1;		
137	break;		
138	}		
139	}		

- □ Гигантское количество сравнений в строке 133.
- □ Гигантское количество итераций цикла в строке 131.
- □ Что-то с этим нужно делать. Идеи?



- □ Нужно воспользоваться тем фактом, что элементы в строке упорядочены по ординате.
- □ Реализуем сопоставление за линейное время вместо старого варианта, который работает за квадратичное время.
- Используем аналог алгоритма слияния отсортированных массивов.
- 1. Встать на начало обоих векторов (**ks = ...**, **ls = ...**).
- 2. Сравнить текущие элементы A.Col[ks] и B.Col[ls].
 - Если значения совпадают, накопить в сумму произведение
 A.Value[ks] * B.Col[ls] и увеличить оба индекса;
 - Иначе увеличить один из индексов, в зависимости от того, какое значение больше (например, **A.Col[ks] > B.Col[ls]** → **Is++**).



```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]

Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>02_Optim1.exe 10000 50

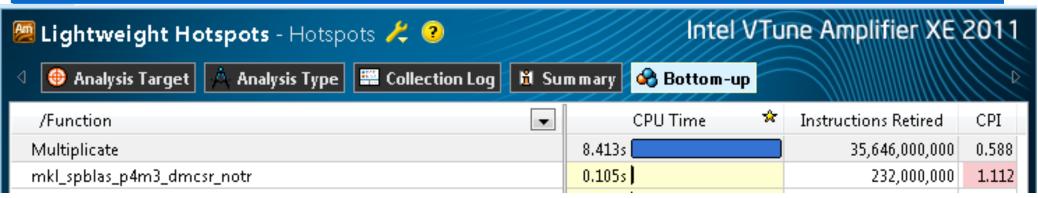
OK
10000 500000 130775 5678160

0.016 8.408 0.110
```

- □ Ускорение ~ в 7 раз.
- □ С ростом N оно будет только увеличиваться.



Lightweight Hotspots - Hotspots / ?	Intel	VTu	ine Amplifier XE	2011
	mmary 🚱 Bottom-u	P		
/Function	CPU Time	*	Instructions Retired	CPI
Multiplicate	8.413s		35,646,000,000	0.588
mkl_spblas_p4m3_dmcsr_notr	0.105s		232,000,000	1.112
main	0.097s		298,000,000	0.799
mkl_spblas_p4m3_dmcsradd_notr	0.068s		294,000,000	0.565
std::::push_back	0.026s		80,000,000	0.650
SparseDiff	0.023s		46,000,000	1.087
std::::push_back	0.018s		66,000,000	1.091
mkl_spblas_p4m3_dsortrow	0.011s		78,000,000	0.410
SparseMKLMult	0.008s		10,000,000	1.800
GenerateSpecialCRS	0.002s		8,000,000	0.500
std::::_Insert_n	0.001s		2,000,000	3.000
`eh vector constructor iterator'	Os		2,000,000	0.000
Selected 1 row(s):	8	.413s	35,646,000,000	
← III.	4			Þ



- □ Время работы уменьшилось.
- □ Количество инструкций уменьшилось.
- □ Но и время, и количество инструкций остаются слишком большими по сравнению с МКL-реализацией.



Source	CPU Time 🕏	Instructions Retired
row_index.push_back(0);		
for (int i = 0; i < N; i++)		
{		
for (int j = 0; j < N; j++)	0.091s	344,000,000
{		
// Умножаем строку і матрицы А и столбец ј матрицы В		
double sum = 0;	0.001s	2,000,000
<pre>int ks = A.RowIndex[i]; int ls = B.RowIndex[j];</pre>	0.090s 🛙	286,000,000
int $kf = A.RowIndex[i + 1] - 1$; int $lf = B.RowIndex[j + 1] - 1$	0.134s 🛭	648,000,000
while ((ks <= kf) && (ls <= lf))	0.724s 🛑	2,182,000,000
{		
if (A.Col[ks] < B.Col[ls])	2.366s	9,088,000,000
ks++;	1.922s	8,704,000,000
else		
if (A.Col[ks] > B.Col[ls])	1.788s	8,110,000,000
ls++;	1.007s	5,404,000,000
else		
{		
<pre>sum += A.Value[ks] * B.Value[ls];</pre>	0.032s	138,000,000
ks++;	0.006s	24,000,000
ls++;	0.047s	92,000,000
}		
}		
if (fabs(sum) > ZERO_IN_CRS)	0.092s	352,000,000
{		
	row_index.push_back(0); for (int i = 0; i < N; i++) { for (int j = 0; j < N; j++) { // Умножаем строку i матрицы A и столбец j матрицы B double sum = 0; int ks = A.RowIndex[i]; int ls = B.RowIndex[j]; int kf = A.RowIndex[i + 1] - 1; int lf = B.RowIndex[j + 1] - 1 while ((ks <= kf) && (ls <= lf)) { if (A.Col[ks] < B.Col[ls]) ks++; else if (A.Col[ks] > B.Col[ls]) ls++; else { sum += A.Value[ks] * B.Value[ls]; ks++; ls++; } } } }	row_index.push_back(0); for (int i = 0; i < N; i++) { for (int j = 0; j < N; j++)

- □ Основное время по-прежнему тратится на слияние векторов.
- Проверки во внутреннем цикле занимают практически все время.
- □ Реализация алгоритма не очень хорошо соответствует особенностям архитектуры: факт того, какой из элементов (A.Col[ks] или B.Col[ls]) окажется больше, невозможно прогнозировать.
- □ Наличие ошибок в предсказании условных переходов приводит к неэффективной работе.



□ Используем новый вид анализа: General Exploration

////////////////////////////////////						Intel \
4 Analysis Target 🛕 Analysis						
/Function	CPI	Retire Stalls	LLC Miss	Instruction Starvation	Branch Mispredict	Execution Stalls
Multiplicate	0.614	0.260	0.000	0.149	0.065	0.057
mkl_spblas_p4m3_dmcsr_notr	1.088	1.691	0.106	0.000	0.000	0.000
mkl_spblas_p4m3_dmcsradd_notr	0.515	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
main	0.861	0.000	0.000	0.000	0.000	0.992
SparseDiff	1.594	4.588	0.000	0.000	0.000	0.000
mkl_spblas_p4m3_dsortrow	0.490	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
std::::push_back	1.026	1.300	0.000	0.000	0.683	0.000
std::::push_back	1.059	0.000	0.000	0.000	0.054	0.000
Sparse MKL Mult	1.800	8.667	0.000	0.000	0.000	0.000
std::::_Insert_n	1.333	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
GenerateSpecialCRS	0.750	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
[Import thunk new]	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
						



- □ Итак, мы существенно ускорили приложение, но количество выполняемых инструкций остается слишком большим, а реализация плохо соответствует архитектуре.
- □ Обе грани общей проблемы сводятся к поиску соответствующих элементов разреженных векторов.
- □ Нельзя ли предложить более эффективный вариант?

□ Обратимся к литературе за поиском идей для оптимизации. Так, например, в книге С. Писсанецки предлагается остроумный вариант вычисления скалярного произведения разреженных векторов.



□ Шаг1:

- Создадим дополнительный целочисленный массив X длины N.
- Инициализируем его числом -1.
- Обнулим вещественную переменную S.

□ Шаг2:

- Просмотрим в цикле все ненулевые элементы первого вектора V1:
 - Пусть такой элемент с порядковым номером *i* расположен в столбце с номером **j = V1.Col[i]**.
 - В этом случае запишем і в j-ю ячейку дополнительного массива.



- ш ...
- □ Шаг3:
 - Просмотрим в цикле все ненулевые элементы второго вектора V2:
 - Пусть элемент с порядковым номером k
 расположен в столбце с номером z = V2.Col[k].
 - Проверим значение X[z]:
 - Если оно равно -1, в первом векторе нет соответствующего элемента, т.е. умножение выполнять не нужно.
 - Иначе умножаем V2.Value[k] и V1.Value[X[z]] и накапливаем в S.



- □ Создадим в рамках решения **07_SparseMM** новый проект с названием **03_Optim2**.
- □ Скопируем файлы.
- □ Изменим реализацию функции Multiplicate().

```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>03_Optim2.exe 10000 50

OK
10000 500000 130775 5678160
0.000 2.512 0.109
```



Ускорение в 3 раза.

Алгоритмическая оптимизация. Подход 2						
/Function	CPU Time ▼ 	Instructions Retired	CPI			
- Multiplicate	2.444s	11,428,000,000	0.532			
- mkl_spblas_p4m3_dmcsr_notr	0.102s	234,000,000	1.137			
- main	0.096s 🛭	294,000,000	0.830			
- mkl_spblas_p4m3_dmcsradd_notr	0.072s 🛭	296,000,000	0.628			

46,000,000

80,000,000

76,000,000

86,000,000

36,000,000

10,000,000

6,000,000

2,000,000

2,000,000

2,000,000

1.783

0.925

0.947

0.419

1.000

1.800

0.000

0.333

2.000

0.000

0.000

0.032s

0.026s

0.023s

0.012s

0.011s

0.008s

0.001s

0.001s

0.001s

05

05

SparseDiff

std::::push_back

std::::push_back

__intel_memset

SparseMKLMult

std::::_Insert_n

_intel_fast_memset

GenerateSpecialCRS

[Import thunk new]

mkl_spblas_mkl_dcsradd

mkl_spblas_p4m3_dsortrow

Оптимизированная последовательная версия.

L	Алгоритмическая оптимизация	. Подход 2	
ine	Source	CPU Time 🕏	Instructions Retired
140	// Построен индекс строки і матрицы А		
14	// Теперь необходимо умножить ее на каждую из строк матрицы BT		
142	for (j = 0; j < N; j++)	88.722ms 🔲	290,000,000
143	3 {		
144	1 // ј-я строка матрицы В		
145	volatile double sum = 0;	6.015ms	40,000,000

int ind3 = B.RowIndex[j], ind4 = B.RowIndex[j + 1]; // Все ненулевые элементы строки ј матрицы В

146 147 148 for (k = ind3; k < ind4; k++)149

150

151

152

160 161

162 163

153 154 155 156

157 columns.push back(j); values.push back(sum); 158 159 NZ++;

if (fabs(sum) > ZERO IN CRS)

row index.push back(NZ);

sum += A.Value[aind] * B.Value[k];

int bcol = B.Col[k]; int aind = temp[bcol]; if (aind != -1)

686,000,000

3,374,000,000

2,040,000,000

3,708,000,000

298,000,000

404,000,000

2,000,000

410,000,000

133.835ms

561.654ms

557.895ms

751.880ms

96.241ms

66.165ms

109.023ms

- □ Время работы уменьшилось.
- □ Количество инструкций уменьшилось.
- □ Желающие могут продолжить оптимизацию кода при наличии идей по его ускорению.



- □ До сих пор все эксперименты, которые мы проводили, выполнялись в условиях, когда матрица А имеет «регулярную» структуру в каждой ее строке по 50 ненулевых элементов.
- □ Проведем теперь эксперимент, когда «регулярной» является матрица В, то есть после генерации переставим их местами в функции умножения **Multiplicate()**.
- □ Проект 04_Optim3.



```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>04_Optim3.exe 10000 50

OK
10000 500000 130775 6108209
0.016 8.517 3.838
```

- □ Вот это да!
- □ Время умножения у нас выросло в 4 раза.
- □ Время умножения у МКL выросло в 40 раз.
- МКL все еще обгоняет нашу реализацию.



	Программная оптимизация. Посл	тедние ш	трихи
ne	Source	CPU Time 🔭	Instructions Retired
140	// Построен индекс строки і матрицы А		
141	// Теперь необходимо умножить ее на каждую из строк матрицы BT		
142	for (j = 0; j < N; j++)	0.120s	588,000,000
143	{		
144	// ј-я строка матрицы В		
145	double sum = 0;	0.021s	62,000,000
146	<pre>int ind3 = B.RowIndex[j], ind4 = B.RowIndex[j + 1];</pre>	0.104s	570,000,000
147	// Все ненулевые элементы строки ј матрицы В		
148	for (k = ind3; k < ind4; k++)	3.083s	15,358,000,000
149	{		
150	int bcol = B.Col[k];	3.005s	15,722,000,000

151

152

153

154

155

156 157

158 159

160 161 162

163

int aind = temp[bcol];

if (fabs(sum) > ZERO_IN_CRS)

columns.push_back(j);
values.push_back(sum);

row_index.push_back(NZ);

sum += A.Value[aind] * B.Value[k];

if (aind != -1)

NZ++;

0.476s

5.114s (

0.347s 🛭

0.278s 🛭

2,258,000,000

664,000,000

1,176,000,000

25,980,000,000

□ Гигантское количество инструкций!

□ В чем же дело?

147	// Все ненулевые элементы строки ј матрицы В		
148	for (k = ind3; k < ind4; k++)	3.083s	15,358,000,000
149	{		
150	int bcol = B.Col[k];	3.005s	15,722,000,000
151	<pre>int aind = temp[bcol];</pre>	0.476s	2,258,000,000
152	if (aind != -1)	5.114s	25,980,000,000
153	<pre>sum += A.Value[aind] * B.Value[k];</pre>	0.347s 🛮	664,000,000
154	}		



- Гигантское количество инструкций!
- □ В чем же дело?
- Не работает идея с построением индекса. Во внутреннем цикле становится слишком много итераций (50).
- □ Можно ли что-нибудь сделать?

147	// Все ненулевые элементы строки ј матрицы В		
148	for (k = ind3; k < ind4; k++)	3.083s	15,358,000,000
149	{		
150	<pre>int bcol = B.Col[k];</pre>	3.005s	15,722,000,000
151	<pre>int aind = temp[bcol];</pre>	0.476s 🗌	2,258,000,000
152	if (aind != -1)	5.114s	25,980,000,000
153	<pre>sum += A.Value[aind] * B.Value[k];</pre>	0.347s 🛮	664,000,000
154	}		



- □ Гигантское количество инструкций!
- □ В чем же дело?
- Не работает идея с построением индекса. Во внутреннем цикле становится слишком много итераций (50).
- □ Можно ли что-нибудь сделать?
- □ Поменяем матрицы в нашей реализации местами.
 - $(AB)^T = B^TA^T$
- □ Транспонирование работает очень быстро, а выигрыш от изменения порядка матриц будет весомым.



```
if (A.NZ > B.NZ)
   Multiplicate(A, B, C, time);
  else
    crsMatrix CT;
   Multiplicate(B, A, C, time);
    Transpose2(C, CT);
    int i;
    for (i = 0; i < CT.NZ; i++)
      C.Col[i] = CT.Col[i];
      C.Value[i] = CT.Value[i];
    for(i = 0; i \le CT.N; i++)
      C.RowIndex[i] = CT.RowIndex[i];
    FreeMatrix(CT);
```

- Добавим эвристику в алгоритм умножения.
- □ В нашем случае это должно дать эффект.

```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>04_Optim3.exe 10000 50

OK
10000 500000 130775 6108209
0.016 2.777 3.837
```

- □ Время работы сократилось почти в 3 раза.
- □ Обогнали MKL ☺
- □ Разумеется, только на специфических данных.



```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]

Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>04_Optim3.exe 10000 50

OK
10000 500000 130775 6108209
0.016 2.777 3.837
```

- □ Цели обогнать MKL в рамках лабораторной работы не ставилось.
- Мы хотели проиллюстрировать тот факт, что знание дополнительной информации о задаче часто позволяет обогнать реализацию, оптимизированную для общего случая.



- □ В ряде задач требуется многократно выполнять однотипные операции над матрицами, имеющими одинаковые портреты, но разные значения элементов.
- □ Задача линейного программирования:

 $c^Tx \rightarrow min$

Ax = b

В ряде задач матрица А является разреженной.

В некоторых методах локальной оптимизации (IPM и др.) необходимо на каждой итерации решать СЛАУ с разреженной матрицей.

При этом на каждой итерации портрет матрицы одинаков.



- □ В ряде задач необходимо многократно выполнять однотипные операции над разреженными структурами, при этом портрет не меняется от итерации к итерации.
- □ Классический подход к оптимизации:

Разделение алгоритма на две фазы:

- Символическая (получение портрета результата).
- Численная (заполнение полученного портрета).
- Заметим, что в рамках символической части решается задача определения объема необходимой памяти и ее выделение.
- Разделение на фазы часто не замедляет программу и в случае однократного выполнения операции.



Символическая фаза.

- □ Необходимо построить портрет результата.
- □ Для этого требуется понять, в каких позициях матрицы С будут стоять элементы.
- □ Заметим, что нули, полученные в результате вычислений, будут **храниться** в структуре матрицы.

Предложите алгоритм символической фазы.



Символическая фаза.

- □ После транспонирования матрицы В (достаточно символического транспонирования) используем предыдущую оптимизированную реализацию, убрав из нее расчетную часть.
- □ Проект 05_Two_phase.

```
int SymbolicMult(crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C,
   double &time);
int NumericMult(crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C,
   double &time);
```



```
int main(int argc, char *argv[])
  double timeT = Transpose2(B, BT);
  double timeS, timeM, timeM1;
  SymbolicMult(A, BT, C, timeS);
 NumericMult(A, BT, C, timeM);
  crsMatrix CM; double diff;
  SparseMKLMult(A, B, CM, timeM1);
  SparseDiff(C, CM, diff);
  if (diff < EPSILON) printf("OK\n"); else printf("not OK\n");</pre>
 printf("%d %d %d %d\n", A.N, A.NZ, B.NZ, C.NZ);
 printf("%.3f %.3f %.3f\n", timeT, timeS, timeM, timeM1);
  FreeMatrix(A); FreeMatrix(B); FreeMatrix(BT); FreeMatrix(C);
  return 0;
```



```
for (j = 0; j < N; j++)
// double sum = 0;
     int IsFound = 0;
     int ind3 = B.RowIndex[j], ind4 = B.RowIndex[j + 1];
      for (k = ind3; k < ind4; k++) {
       int bcol = B.Col[k];
       int aind = temp[bcol];
       if (aind != -1)
           sum += A.Value[aind] * B.Value[k];
         IsFound = 1;
         break;
     if (fabs(sum) > ZERO IN CRS)
     if (IsFound) {
        columns.push back(j); NZ++;
      values.push back(sum);
for (j = 0; j < NZ; j++) C.Col[j] = columns[j];
// C.Value[j] = values[j];
```

□ Лучше переписать так:

```
int aind = -1; k = ind3;
while ((aind == -1) && (k < ind4))
{
  int bcol = B.Col[k];
  int aind = temp[bcol];
  k++;
}
if (aind != -1)</pre>
```



Двухфазная последовательная реализация...

- □ Численная фаза.
- □ Алгоритм:

Проход по матрице C и вычисление каждого ее элемента как скалярного произведения строки A на строку B^T.

«Дьявол кроется в деталях»

Весь вопрос в том, как считать скалярное произведение.

Используем оптимизированный вариант, основанный на применении индексного массива.



Двухфазная последовательная реализация

```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>05_Two-phase.exe 10000 50
0K
10000 500000 130775 5678427
0.015 1.935 0.483 0.109
```

- □ Суммарное время работы примерно равно времени работы однофазной версии, построенной на тех же идеях.
- Численная фаза работает в несколько раз быстрее символической (полезно для случая многократного применения).



Алгоритм Густавсона...

- □ Один из лучших на практике.
- □ Суть метода: избежать проблемы выделения столбца в матрице В.
- □ Для этого предлагается изменить порядок вычислений:
 - вместо того, чтобы умножать строку на столбец, вычислять произведения каждого элемента матрицы А на все элементы соответствующей строки матрицы В, постепенно накапливая частичные суммы.



Алгоритм Густавсона...

- □ Рассмотрим *i*-ю строку матрицы A.
 - Для всех значений *j* умножим элемент A[*i*, *j*] на все элементы *j*-ой строки матрицы B.
 - Все произведения будем накапливать в ячейки, соответствующие *i*-ой строке матрицы C.
 - По окончании обработки *i*-ой строки матрицы A оказывается полностью вычисленной *i*-я строка матрицы C.
- □ Могут быть реализованы символическая и численная фазы.
- □ Необходимо упорядочить результат 2 транспонирования в конце.
- □ Реализуйте алгоритм в рамках дополнительных заданий к работе.



Алгоритм Густавсона

Порядок	Проект	Алгоритм	MKL	Проект	Алгоритм	MKL
матриц	03_Optim2	Густавсона	A * B	03_Optim2	Густавсона	B * A
(N)	A * B	A * B		B * A	B * A	
10 000	2.512	0.468	0.110	3.339	0.515	3.837
15 000	5.445	0.764	0.171	6.989	0.827	6.068
20 000	9.454	0.842	0.234	12.309	1.185	8.268
25 000	14.617	1.185	0.328	18.658	1.529	10.498
30 000	20.982	1.747	0.406	26.504	1.904	12.823
35 000	34.429	1.872	0.452	35.849	2.278	15.116
40 000	44.460	1.529	0.375	46.503	2.667	17.269

А – регулярная (50 элементов в строке)

В – с нарастанием количества ненулевых элементов

Наблюдаются существенно лучшие результаты по времени работы.

Код разработан Филиппенко С. и Лебедевым С. (ВМК ННГУ)



- □ OpenMP
- □ Проект 06_ОрепМР
- Идея распараллеливания алгоритма (оптимизированная реализация обычного алгоритма) выглядит достаточно очевидной:
 - Во внешнем цикле мы перебираем строки матрицы А и далее работаем с ними независимо.
 - Таким образом, естественный вариант параллелизма распределение строк между потоками.
- □ Проблема: обеспечить структуры данных для всех потоков (решить проблему доступа к векторам STL, push_back()).



- □ Продублируем структуры **columns**, **values** по числу строк.
- В конце объединим.
- Сделаем массив temp локальным внутри каждого потока.
- □ Массив row_index обрабатывается бесконфликтно работаем с ячейками, соответствующими строкам. В конце восстановим нормальное состояние.



```
int Multiplicate (crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C,
 double &time) {
 vector<int>* columns = new vector<int>[N];
 vector<double> *values = new vector<double>[N];
 int* row index = new int[N + 1];
 memset(row index, 0, sizeof(int) * N);
#pragma omp parallel {
    int *temp = new int[N];
#pragma omp for private(j, k)
    for (i = 0; i < N; i++)
      if (fabs(sum) > ZERO IN CRS) {
          columns[i].push back(j);
          values[i].push back(sum);
          row index[i]++;
    delete [] temp;
 // omp parallel
```

```
int NZ = 0;
for(i = 0; i < N; i++) {
  int tmp = row index[i];
  row index[i] = NZ;
 NZ += tmp;
row index[N] = NZ;
InitializeMatrix(N, NZ, C);
int count = 0;
for (i = 0; i < N; i++) {
  int size = columns[i].size();
  memcpy(&C.Col[count], &columns[i][0], size*sizeof(int));
  memcpy(&C.Value[count], &values[i][0], size*sizeof(double));
  count += size;
memcpy(C.RowIndex, &row index[0], (N + 1) * sizeof(int));
delete [] row index; delete [] columns; delete [] values;
```

```
Administrator: C:\Windows\System32\cmd.exe

Microsoft Windows [Version 6.1.7600]

Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

c:\ParallelCalculus\07_SparseMM\Release>06_OpenMP.exe 10000 50

OK

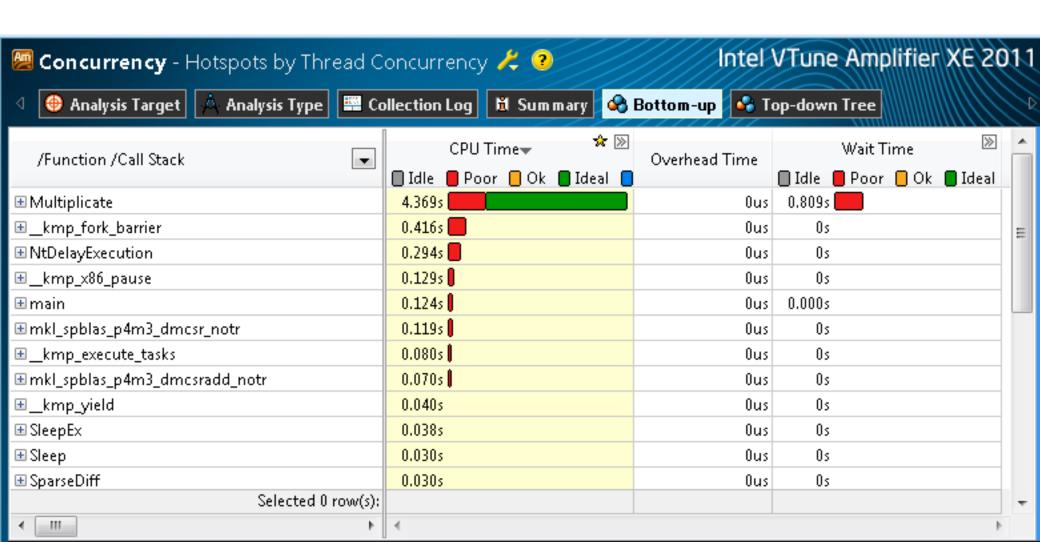
10000 500000 130775 5678160

0.000 1.029 0.110
```

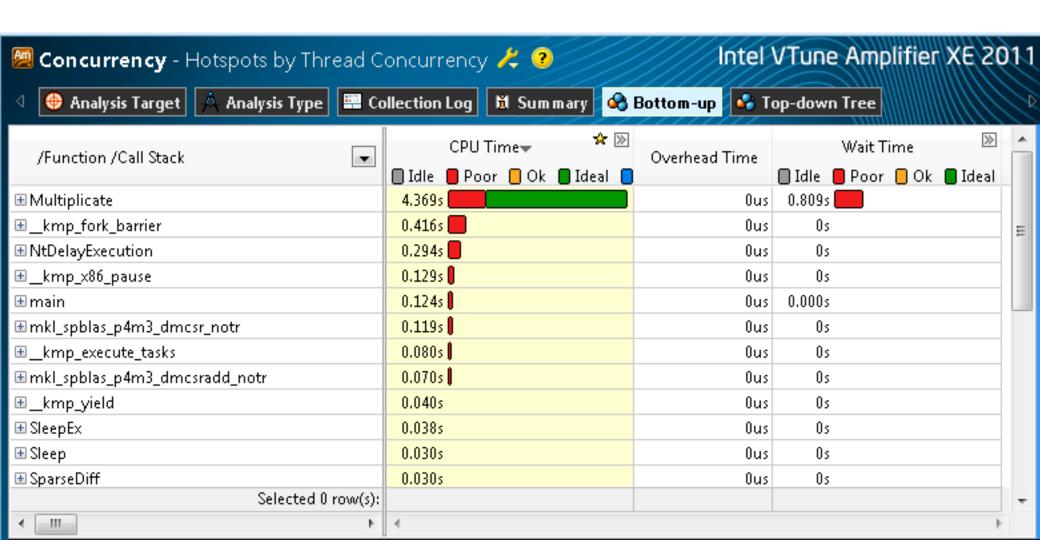
- □ Ускорение по сравнению с версией из проекта 03_Optim2 составляет 2.512 / 1.029 = 2.441 и довольно далеко от восьми.
- Используем профилировщик.



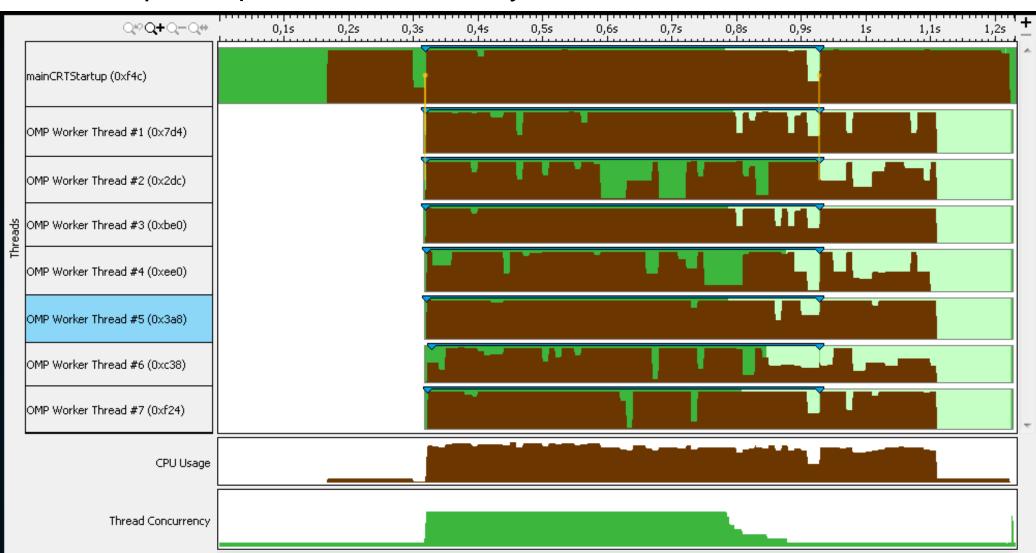
□ Amplifier, режим Concurrency.



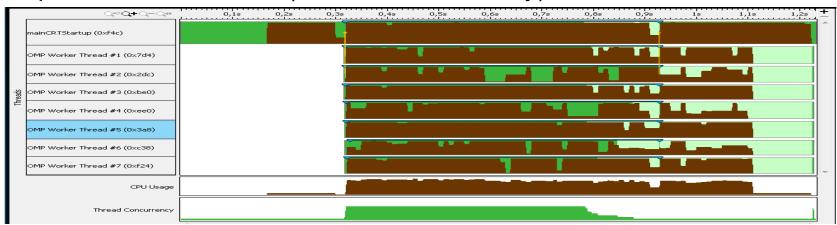
□ Существенное время ожидания.



Amplifier, режим Concurrency.



- Главный поток работал последовательно, далее создал 7 доп. потоков.
- □ Работа шла в параллельной секции (синие скобки).
 - Коричневая часть использование CPU.
 - Темно-зеленая часть поток работал.
 - Светло-зеленая часть поток ждал.
- □ Очевиден дисбаланс → большое время ожидания.
- □ Параллельность сошла на нет значительно раньше завершения параллельной секции (см. нижнюю полосу).







- □ Еще одна полезная диаграмма: потоки завершают расчеты в разное время и ждут.
- □ Налицо дисбаланс нагрузки.



Analysis Type

Collection Log

🛍 Summary

😽 Bottom-up

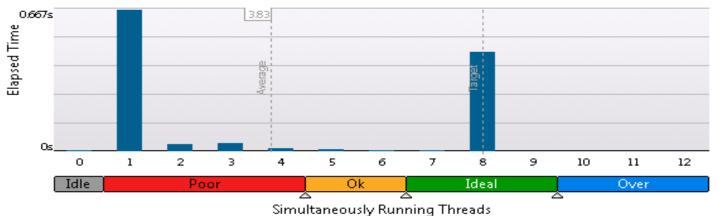
😽 Top-down Tree

[Others]

0.4075

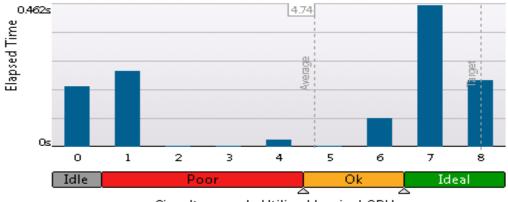
Thread Concurrency Histogram

This histogram represents a breakdown of the Elapsed Time. It visualizes the percentage of the wall time the specific number of threads were running simultaneously. Threads are considered running if they are either actually running on a CPU or are in the runnable state in the OS scheduler. Essentially, Thread Concurrency is a measurement of the number of threads that were not waiting. Thread Concurrency may be higher than CPU usage if threads are in the runnable state and not consuming CPU time.

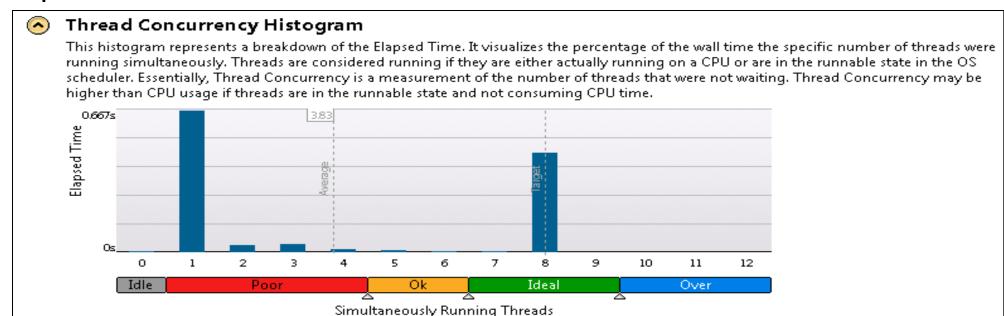


🖲 CPU Usage Histogram

This histogram represents a breakdown of the Elapsed Time. It visualizes what percentage of the wall time the specific number of CPUs were running simultaneously. CPU Usage may be higher than the thread concurrency if a thread is spinning or executing code on a CPU while it is logically waiting.



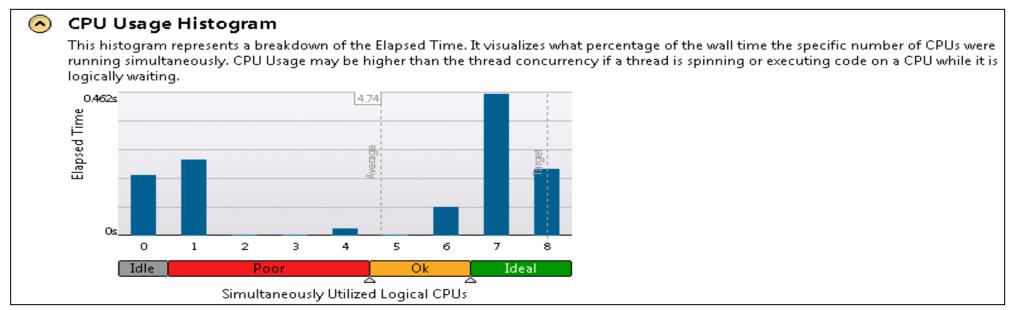
Данная вкладка предоставляет интегральную информацию о степени параллелизма. Из первой диаграммы видно, что в основном приложение работало в 1 и в 8 потоков. При этом если поток находится в режиме ожидания, считается, что он «работает».





Данная вкладка предоставляет интегральную информацию о степени параллелизма. Вторая диаграмма дает информацию о степени использования CPU.

Обе вкладки показывают информацию по всему приложению в целом, а не только по функции Multiplicate().

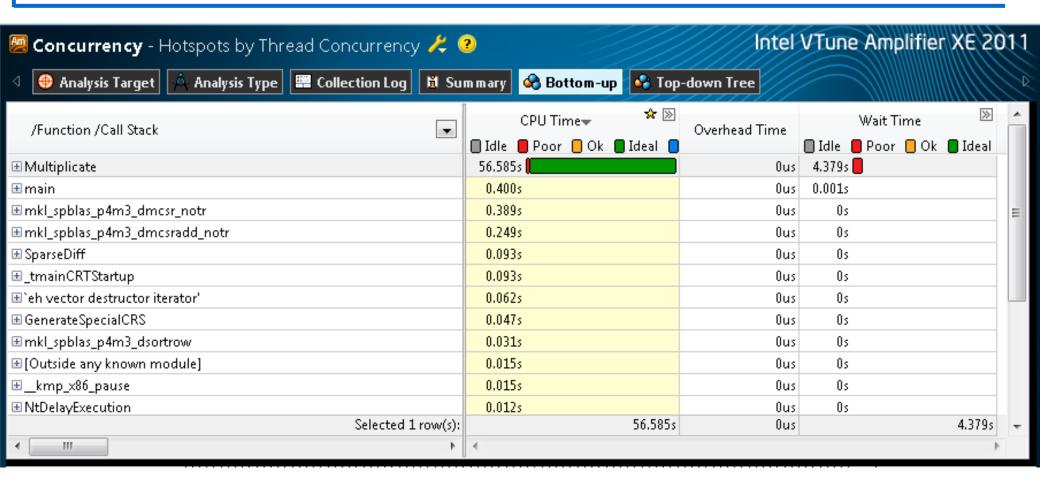




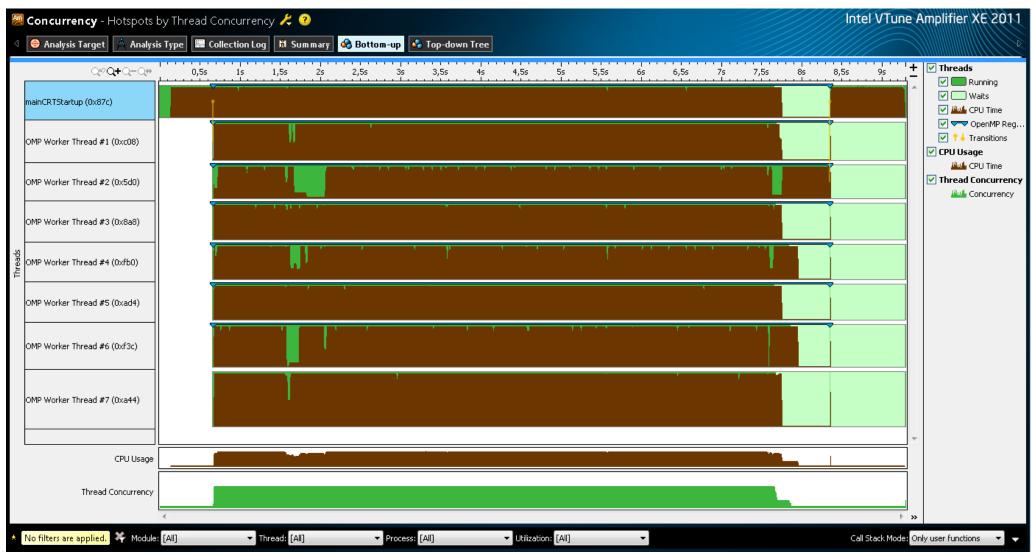
- Может быть потоки «не догружены» работой?
- □ Увеличим N и соберем результаты экспериментов.

Порядок	1 поток,	8 потоков,	Ускорение
матриц (N)	t (ceĸ)	t (ceĸ)	
10 000	2.512	1.029	2.441
15 000	5.445	1.841	2.958
20 000	9.454	2.667	3.545
25 000	14.617	3.931	3.718
30 000	20.982	5.538	3.789
35 000	34.429	7.067	4.872
40 000	44.460	8.408	5.288











- □ Действительно, с увеличением объема работы растет ускорение и снижается эффект дисбаланса нагрузки.
- Тем не менее, нужно подумать о балансировке.
- □ Используем возможности OpenMP.

#pragma omp for private(j, k) schedule(static, chunk)

- □ Выберем chunk = 10, запустим эксперимент.
- □ Предлагаем подобрать оптимальное значение chunk экспериментально.



Порядок матриц	1 поток,	8 потоков,	Ускорение
(N)	t (ceĸ)	t (cek)	
10 000	2.512	0.920	2.730
15 000	5.445	1.591	3.422
20 000	9.454	2.215	4.268
25 000	14.617	3.198	4.571
30 000	20.982	4.444	4.721
35 000	34.429	5.568	6.183
40 000	44.460	6.394	6.953

- □ Ситуация существенно улучшилась.
- □ Спрофилируйте приложение и изучите результаты.
- Попробуйте динамическое расписание.



Реализация с использованием Intel Threading Building Blocks.

- □ Проект 07_ТВВ.
- Используемая функциональность ТВВ:
 - Инициализация библиотеки с использованием объекта класса task_scheduler_init.
 - Распараллеливание цикла с помощью шаблонной функции parallel_for().
 - Одномерное итерационное пространство blocked_range.
 - Класс-функтор, который нам предстоит разработать и который, собственно, и будет реализовывать основную часть умножения в методе operator().



- □ Разработка параллельной версии на основе ТВВ будет очень похожа на OpenMP:
 - Продублируем по числу строк служебные вектора columns и values.
 - Создадим массив row_index длины «число строк + 1» и точно также будем запоминать в каждом его элементе, сколько не нулей будет содержать соответствующая строка матрицы С.
 - Фактически отличия в реализации функции
 Multiplicate() будут состоять в использовании шаблонной функции parallel_for(), которая «скроет» в себе весь содержательный код то, что в OpenMP-версии составляло содержимое параллельной секции.

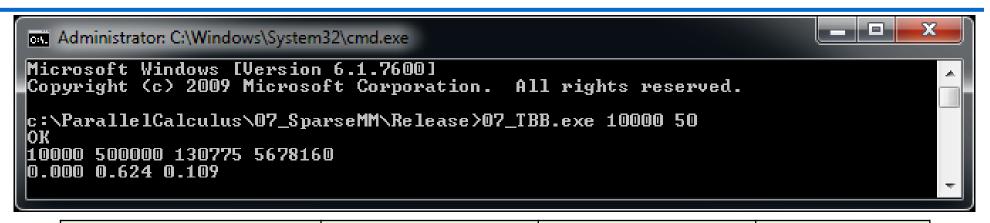


```
int Multiplicate(crsMatrix A, crsMatrix B, crsMatrix &C,
  double &time) {
  task scheduler init init();
 vector<int>* columns = new vector<int>[N];
 vector<double> *values = new vector<double>[N];
  int* row index = new int[N + 1];
 memset(row index, 0, sizeof(int) * N);
  int grainsize = 10;
 parallel for (blocked range<int>(0, A.N, grainsize),
   Multiplicator(A, B, columns, values, row index));
  int NZ = 0;
  for(i = 0; i < N; i++) {</pre>
    int tmp = row index[i]; row index[i] = NZ; NZ += tmp;
  row index[N] = NZ;
  InitializeMatrix(N, NZ, C);
```

```
class Multiplicator
  crsMatrix A, B;
  vector<int>* columns;
  vector<double>* values;
  int *row index;
public:
  Multiplicator(crsMatrix& A, crsMatrix& B,
    vector<int>* & columns, vector<double>* & values,
    int * row index) : A(A), B(B), columns( columns),
    values( values), row index( row index)
  { }
  void operator()(const blocked range<int>& r) const
```

```
void operator()(const blocked range<int>& r) const
  int begin = r.begin();
  int end = r.end();
  int N = A.N;
  int i, j, k;
  int *temp = new int[N];
  for (i = begin; i < end; i++)</pre>
  delete [] temp;
```





Порядок матриц	1 поток,	8 потоков,	Ускорение
(N)	t (ceĸ)	t (ceĸ)	
10 000	2.512	0.624	4.026
15 000	5.445	1.139	4.781
20 000	9.454	1.731	5.462
25 000	14.617	2.589	5.646
30 000	20.982	3.620	5.796
35 000	34.429	4.758	7.236
40 000	44.460	5.850	7.600



- □ Даже без настройки гранулярности (grainsize = 10 выбрано «наобум») мы получаем очень хорошие результаты с точки зрения масштабируемости.
- □ Далее рекомендуется провести эксперименты по подбору оптимального значения grainsize.



- □ Дополнительные задания имеют разный уровень сложности. Некоторые из них являются достаточно трудоемкими и подходят в качестве тем зачетных тем для студентов, изучающих параллельные численные методы.
- □ Все задания предполагают выполнение параллельных реализаций для систем с общей памятью. Сравнение производительности и точности выполняется для параллельных версий.



- □ Провести эксперименты с умножением матриц в столбцовом формате (CCS). Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Выполнить сравнение с базовой версией, представленной в работе (матрицы в формате CRS). Разработать и настроить параллельную реализацию.
- □ Провести эксперименты с умножением матриц в координатном формате. Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Выполнить сравнение с базовой версией, представленной в работе (матрицы в формате CRS). Разработать и настроить параллельную реализацию.



- □ Провести эксперименты с умножением матриц другой структуры. Рассмотреть матрицы с равным числом элементов в строках. Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Разработать и настроить параллельную реализацию.
- □ Провести эксперименты с умножением матриц другой структуры. Рассмотреть матрицы с нарастающим числом элементов в строках. Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Разработать и настроить параллельную реализацию.



- □ Провести эксперименты с умножением матриц с сохранением результата в плотную матрицу С. Рассмотреть матрицы с равным числом элементов в строках. Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Разработать и настроить параллельную реализацию.
- □ Провести эксперименты с умножением матриц с сохранением результата в плотную матрицу С. Рассмотреть матрицы с нарастающим числом элементов в строках. Выявить и объяснить эффекты, связанные с соотношением времен работы разных последовательных алгоритмов. Разработать и настроить параллельную реализацию.



- Адаптировать использованные в работе алгоритмы для прямоугольных матриц. Выполнить программную реализацию.
 Провести вычислительные эксперименты.
- □ В наивной версии алгоритма умножения проверить, будет ли выигрыш от использования одного вектора вместо двух (см. сноску в соответствующем разделе). Исследовать вопрос о возможности получения выигрыша в производительности при отказе от использования STL.

Указание: для эксперимента инициализируйте матрицу С, в качестве NZ используйте заведомо большое число, чтобы изначально выделилось достаточно памяти. Это позволит оценить возможный выигрыш сверху.



- Реализовать алгоритм Густавсона для умножения разреженных матриц. Разработать параллельную реализацию.
 Провести вычислительные эксперименты.
- □ Ознакомьтесь с научной литературой по рассматриваемой теме. Изучите/разработайте другие алгоритмы умножения.
 Опробуйте их на практике, проведите вычислительные эксперименты. Убедитесь в корректности результатов.
 Сравните время работы.



- Выполните распараллеливание символической и численной фазы матричного умножения. Проведите вычислительные эксперименты. Убедитесь в корректности результатов.
 Проведите анализ масштабируемости.
- □ Разработайте другой, более быстрый алгоритм для выполнения численной фазы. Учитывая тот факт, что приведенный вариант численной фазы уступает по скорости общему времени работы функции умножения матриц из библиотеки МКL, есть потенциал для оптимизации.
- Выясните оптимальный размер порции данных для OpenMP- и ТВВ-реализаций.



Использованные источники информации

- □ Джордж А., Лю Дж. Численное решение больших разреженных систем уравнений. – М.: Мир, 1984.
- □ Писсанецки С. Технология разреженных матриц. М.: Мир,1988.



Дополнительная литература...

- □ Голуб Дж., Ван Лоун Ч. Матричные вычисления. М.: Мир, 1999.
- □ Тьюарсон Р. Разреженные матрицы. М.: Мир, 1977.
- □ Bik A.J.C. The software vectorization handbook. Applying Multimedia Extensions for Maximum Performance. IntelPress, 2004.
- □ Gerber R., Bik A.J.C., Smith K.B., Tian X. The Software Optimization Cookbook. High-Performance Recipes for the Intel® Architecture. Intel Press, 2006.
- □ Касперски К. Техника оптимизации программ. Эффективное использование памяти. BHV, 2003.
- □ Stathis P., Cheresiz D., Vassiliadis S., Juurlink B. Sparse Matrix Transpose Unit // 18th International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS'04) Papers, vol. 1, 2004.
 - [http://ce.et.tudelft.nl/publicationfiles/869_1_IPDPS2004paper.pdf]



Дополнительная литература

- □ Кормен Т., Лейзерсон Ч., Ривест Р. Алгоритмы. Построение и анализ. – М.: МЦНМО, 2001.
- Gustavson F. Two Fast Algorithms for Sparse Matrices:
 Multiplication and Permuted Transposition // ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS), Volume 4 Issue 3, Sept. 1978. Pp. 250-269.
- □ Корняков К.В., Мееров И.Б., Сиднев А.А., Сысоев А.В., Шишков А.В. Инструменты параллельного программирования в системах с общей памятью. Учебное пособие / Под ред. проф. В.П. Гергеля. Н. Новгород: Изд-во Нижегородского госуниверситета, 2010. 201 с.
- □ Белов С.А., Золотых Н.Ю. Численные методы линейной алгебры. Лабораторный практикум. Н. Новгород: Изд-во Нижегородского госуниверситета, 2005. 264 с.



Ресурсы сети Интернет

- □ Buttari A. Software Tools for Sparse Linear Algebra Computations.
- [http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.132.7162&rep=rep1&type=pdf]
- □ Официальная страница Джеймса Деммеля (James Demmel Home Page) [http://www.cs.berkeley.edu/~demmel/]
- Demmel J. U.C. Berkeley Math 221 Home Page: Matrix Computations / Numerical Linear Algebra [http://www.cs.berkeley.edu/~demmel/ma221]
- Demmel J. U.C. Berkeley CS267/EngC233 Home Page: Applications of Parallel Computers
 [http://www.cs.berkeley.edu/~demmel/cs267_Spr10/]
- □ Demmel J. CS170: Efficient Algorithms and Intractable Problems [http://www.cs.berkeley.edu/~demmel/cs170_Spr10/#starthere]
- □ Справочная система к библиотеке PETSc.
 [http://www.geo.uu.nl/~govers/petsc/node36.html#Node36]



Авторский коллектив

□ Мееров Иосиф Борисович,
 к.т.н., доцент, зам. зав. кафедры
 Математического обеспечения ЭВМ факультета ВМК ННГУ.

meerov@vmk.unn.ru

Сысоев Александр Владимирович,
 ассистент кафедры
 Математического обеспечения ЭВМ факультета ВМК ННГУ.

sysoyev@vmk.unn.ru

Авторы выражают благодарность Сафоновой Я., Филиппенко С., Лебедеву С. за помощь в проведении экспериментов с различными реализациями алгоритмов.

