

- поиск необходимых данных;
- формирование отчетов.

В результате работы был осуществлен доступ к базе данных в виде удобного и понятного в использовании оконного приложения.

Литература

1. Image correlation spectroscopy of randomly distributed disks. Kathrin Spendier, James L. Thomas
2. Разработка модели пространственной корреляционной спектроскопии. А.В. Сивалобов.
3. Скакун В.В. Системы управления базами данных / В.В. Скакун. Минск: Издательский центр БГУ, 2008, 114 с.
4. Теория и практика построения баз данных. Д. Кренке СПб.: Питер, 2003. 800 с.

РАЗРАБОТКА ЭФФЕКТИВНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПАРАЛЛЕЛЬНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ NVIDIA CUDA

О. Д. Русак

В последнее время широко используются методы обработки данных, основанные на вейвлет-преобразованиях. Вейвлеты обладают существенными преимуществами по сравнению с преобразованием Фурье, потому что вейвлет-преобразование позволяет судить не только о частотном спектре сигнала, но также о том, в какой момент времени появилась та или иная гармоника. С их помощью можно легко анализировать прерывистые сигналы либо сигналы с острыми всплесками. Кроме того, вейвлеты позволяют анализировать данные согласно масштабу на одном из заданных уровней. Уникальные свойства вейвлетов позволяют сконструировать базис, в котором представление данных будет выражаться всего несколькими ненулевыми коэффициентами. Это делает вейвлеты очень привлекательными для упаковки данных, в том числе видео- и аудио-информации. Вейвлеты нашли широкое применение в цифровой обработке изображений, обработке различных сигналов и анализе данных [4].

Для цифровой обработки данных используется дискретное вейвлет-преобразование (ДВП). Получить дискретное вейвлет-преобразование из непрерывного можно следующим образом. Пусть $f(t)$ – непрерывный во времени сигнал, который дискретизируется с шагом N^{-1} на отрезке $[0; 1]$. Его преобразование может быть вычислено с масштабами $N^{-1} < s < 1$. В дискретных вычислениях легче нормировать шаг выборки на единицу и рассматривать растянутый сигнал $f(t) = f(N^{-1}t)$. Тогда для вейвлет-преобразования получим:

$$Wf(u, s) = N^{-1/2} Wf(Nu, Ns). \quad (1)$$

ДВП такого вида вычисляется для масштабов $S = a^j$, где $a = 2^{1/\nu}$, и обеспечивает промежуточные масштабы в каждом полуинтервале. Чтобы избежать сложностей, связанных с граничными условиями, мы можем рассматривать сигнал и его вейвлеты как периодические последовательности с периодом N . Тогда, получаем быстрое вейвлет-преобразование, которое технически реализуется с помощью цифровых фильтров, в результате чего получаем циклическую свертку:

$$Wf[n, a] = \sum_{m=0}^{N-1} f[m] \psi[m-n], \quad (2)$$

где $\psi[m-n]$ – дискретный вейвлет [5].

Таким образом, получаем циклическую свертку дискретного сигнала с вейвлетом. Алгоритм вычисления свертки легко параллелится, что позволяет ускорить вычисления в разы. Для организации параллельного вычисления была использована архитектура параллельных вычислений от компании NVIDIA–CUDA. Для тестирования производительности алгоритма с использованием этой технологии была написана его программная реализация для двух последовательностей одинаковой длины. Такая абстракция была введена только лишь с целью оценить производительность и выяснить способы ее увеличения.

Архитектура CUDA базируется на понятии потокового мультипроцессора (Streaming Multiprocessor – SM), который аппаратно включает в себя некоторое количество CUDA-ядер, каждое из которых может выполняться параллельно. Для того, чтобы иметь возможность следить за тем, какой поток вычисляет элемент результирующей последовательности, в CUDA введена абстракция в виде объединения выполняемых потоков в блок, а также объединения блоков в сетку. Каждая сетка связана со своим мультипроцессором. При этом за каждым потоком перед его запуском закрепляется его индекс в блоке и, соответственно, в сетке. Для идентификации потока может использоваться одномерная, двумерная и трехмерная сетка [2]. При этом сумма «координат» потока не может превышать максимальное количество потоков, отводимых на блок. Соотношение количества блоков в сетке и количества потоков в блоке ограничено техническими характеристиками видеокарты и вычисляется на основании объема требуемых вычислений [1; 2]. Таким образом, можно использовать индекс выполняемого потока в качестве индекса результирующего элемента, т.е. выполнять вычисление каждого результирующего элемента свертки в отдельном потоке. Индекс потока в сетке мультипроцессора определяется следующим образом:

$$\text{index} = \text{blockIdx.x} \cdot \text{blockDim.x} + \text{threadIdx.x} , \quad (3)$$

где blockIdx.x – индекс блока внутри сетки, blockDim.x – количество потоков в блоке, threadIdx.x – индекс потока в блоке[3].

Для оценки производительности вычислений был использован мобильный процессор AMD A8-4500M и мобильная видеокарта NVIDIA GeForce 630M (поддерживающая архитектуру CUDA). Замеры производительности вычислений показали, что для указанного процессора скорость вычисления свертки для последовательностей длиной 65536 элементов в лучшем случае равна 17,324 с, тогда как на видеокарте вычисления прошли быстрее – за 1,045 с. Таким образом, был получен рост производительности вычислений в среднем в 17 раз. Далее было проведено тестирование производительности для различных конфигураций запуска ядра видеокарты. График результатов этого тестирования для последовательностей длиной 65536 элементов представлен на рис.1.

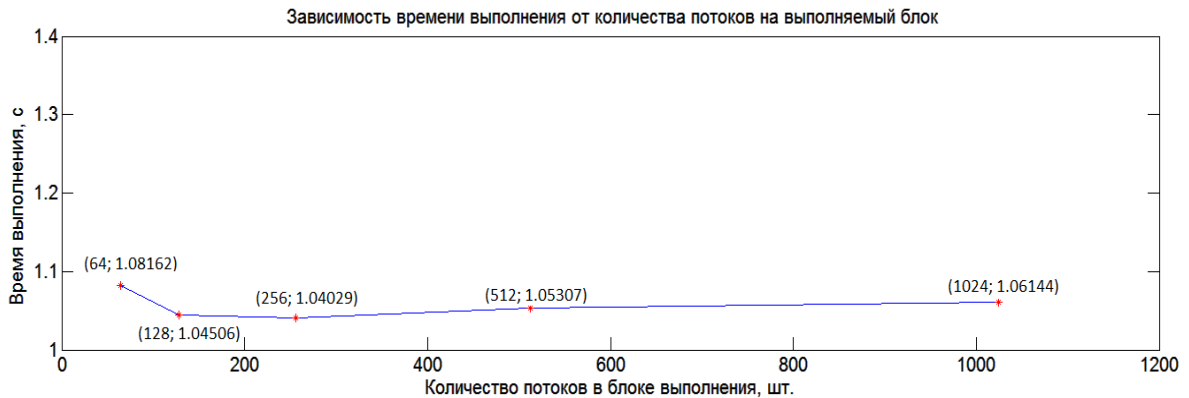


Рис. 1. Тестирование производительности для различных конфигураций запуска ядра видеокарты

Таким образом, можно сделать вывод, что наилучшая скорость вычислений для данной видеокарты была получена при размере блока в 256 потоков. При больших размерах блока достигается эффект насыщения, когда видеокарта не может взять в обработку большее количество потоков, чем предусмотрено ее технической реализацией, и потоки становятся в очередь на выполнение и, как следствие, время выполнения немного увеличивается. Выбрав самую производительную конфигурацию, можно оценить изменение производительности для последовательностей различной длины. График на рис.2 показывает результаты тестирования для размера блока в 256 потоков и различных длин последовательностей.

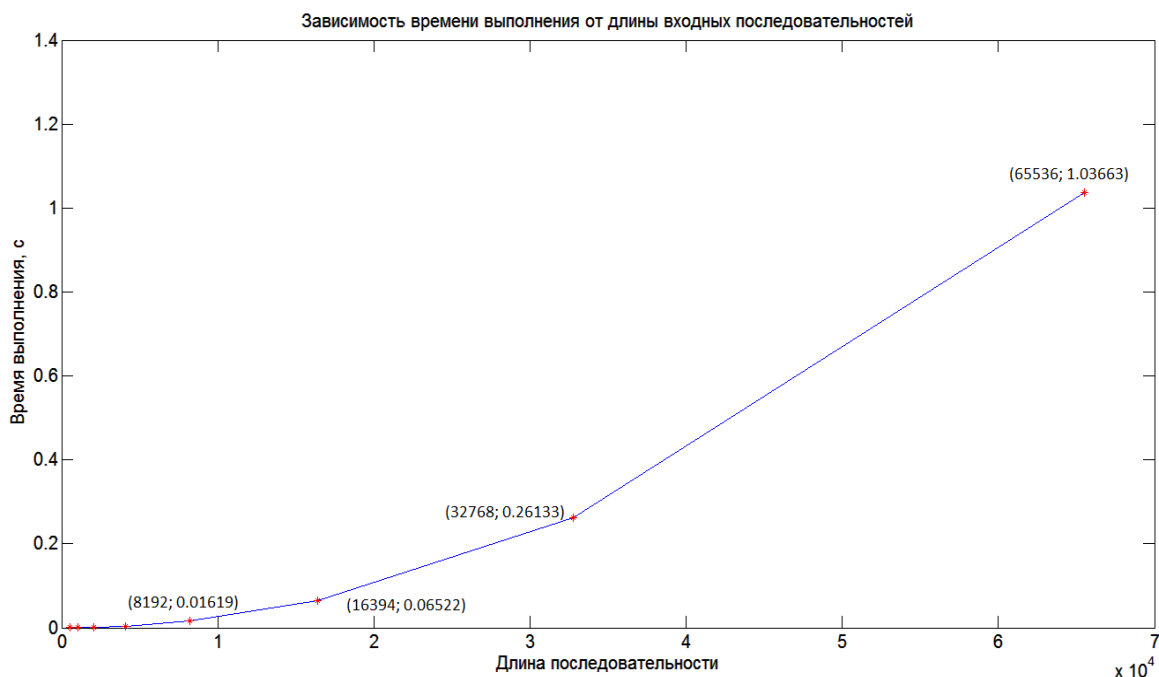


Рис. 2. Результаты тестирования для размера блока в 256 потоков и различных длин последовательностей

Приведенный выше график показывает, что время выполнения экспоненциально нарастает при последовательном увеличении длины последовательностей в два раза при неизменной конфигурации видеокарты. Таким образом, мы переходим от квадратичного роста времени вычислений для центрального процессора к экспоненциальному росту для видеокарты.

Реализованный на архитектуре CUDA алгоритм вычисления циклической свертки позволил существенно уменьшить время вычислений по сравнению с центральным процессором. Время выполнения алгоритма растет экспоненциально для видеокарты, что дает преимущество при масштабировании алгоритма на последовательности больших размеров. Однако необходимо учитывать технические особенности используемой видеокарты и накладываемые в связи с этим ограничения по ее конфигурации. Это значит, что для вычисления свертки последовательностей очень большой длины может понадобиться более мощная видеокарта (с большим количеством мультипроцессоров). Также более мощная видеокарта позволит обрабатывать большее количество потоков одновременно (в соответствии со своей технической реализацией), что также позволит увеличить производительность в разы.

Таким образом, вычисления вейвлет-преобразований через циклическую свертку сигнала и вейвлета можно эффективным образом реализовать с помощью архитектуры параллельных вычислений CUDA, полу-

чив при этом прирост производительности в несколько десятков раз по сравнению с традиционным вычислением на центральном процессоре.

Литература

1. Боресков А. В., Харламов А. А. Основы работы с технологией CUDA. Москва, 2013. С. 66–121.
2. Боресков А. В. Параллельные вычисления на GPU. Архитектура и программная модель CUDA. Москва, 2012, С. 43 – 134.
3. Джейсон Сандерс, Эдвард Кэндрот. Технология CUDA в примерах. Бостон, 2013. С. 54–90.
4. Воробьев В. И., Грибунин В. Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. С.Петербург, ВУС, 1999. С 82 – 110.
5. С. Малла. Вейвлеты в обработке сигналов. 2005. С. 89–111.

ИССЛЕДОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ОРБИТЫ И НАВИГАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ РАБОТЫ GPS ПРИЁМНИКА НИЗКООРБИТАЛЬНОГО СПУТНИКА

Ю. А. Степук, М. В. Волчанина

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время, в связи с повышением уровня сложности научных задач, к сверхмалым космическим аппаратам (нано- и пикоспутникам) предъявляются жесткие требования в части точности определения положения спутника на орбите. Это связано с повышением разрешающей способности измерительной аппаратуры и систем наблюдения Земли из космоса. Очевидно, что при этом на системы спутника параллельно накладываются ограничения по массе, габаритам и потребляемой мощности [1].

GPS приемники используются на борту сверхмалого космического аппарата (СМКА) как для определения точных координат и скорости, так и для решения научных задач, например радиозатменное зондирование ионосферы [2]. Но из-за ограниченности энергетики спутника приемник не может работать все время на орбите, поэтому существенным при работе является уменьшение времени «холодного» старта[3]. Поиск сигнала осуществляется по задержке и доплеровскому сдвигу частот, который увеличивается в разы по сравнению с наземным приемником, важным является вопрос предсказания диапазона этих параметров для каждого навигационного спутника в данной точке орбиты. Поэтому численное моделирование орбит навигационного спутника и низкоорби-