

Построение гибридного метода прогнозирования энергопотребления с использованием суперкомпьютера на графических ускорителях

Ф.Н. Ясинский, д-р физ.-мат. наук, А.В. Никологорская, асп.

Рассматривается принципиальная возможность построения гибридного метода для получения прогноза потребляемой электроэнергии с применением суперкомпьютера на базе графических ускорителей по технологии CUDA.

Ключевые слова: прогноз, потребление электроэнергии, временной ряд, фильтр Винера, нейронная сеть, эволюционное моделирование, параллельный алгоритм, гибридный алгоритм, технология CUDA, высокопроизводительные вычисления.

Developing Hybrid Approach of Energy Consumption Prediction with Using Supercomputer on Accelerators

F.N. Yasinskiy, Doctor of Physics and Mathematics, A.V. Nikolgororskaya, Post Graduate Student

The article describes the possibility of constructing the hybrid method for predicting the electric energy demands using CUDA on a GPU-based supercomputer.

Keywords: prediction, electricity consumption, time series, Wiener filter, neural network, evolutionary modeling, parallel algorithm, hybrid algorithm, CUDA technology, High-Performance Computing.

В рыночных отношениях экономия денежных средств является одной из первоочередных задач. В сфере энергетики данная проблема связана с расчетом затрат, планируемых на покупку и реализацию электроэнергии. От точности полученного прогноза будут зависеть финансовые потери компаний, работающих на рынке предоставления энергетических услуг.

Существует большое количество разнообразных методов, тем или иным способом решающих поставленную задачу. Выбор одного из них зависит от характера представленных данных, предметной области и величины периода упреждения.

В том случае, если наблюдаемое явление описывается с помощью временного ряда, т. е. последовательности числовой величины или набора величин, непрерывно изменяющихся во времени, особенно эффективными являются математические методы прогнозирования. Они позволяют получить будущее значение рассматриваемой величины на основе известных составляющих её временного ряда.

Для изучения была выделена следующая задача: на основании предоставленной информации об энергопотреблении в Костромской области за прошедший период предсказать значения объемов потребляемой электроэнергии на сутки вперед. В данном случае временной ряд образуют значения объемов потребляемой электроэнергии, изменяющиеся с течением времени. При этом различный характер динамики потребления электроэнергии в рабочие и нерабочие дни привел к разбиению исходного ряда на две составляющие: для будних дней и для выходных.

В ходе решения указанной задачи была исследована возможность построения гибридного метода прогнозирования и возможность использования суперкомпьютера для ускорения вычислений.

В основу построения гибридного метода был положен следующий принцип: в качестве базовых были выбраны несколько методов прогнозирования с различными характеристиками и принципами действия. Далее при помощи определенного набора коэффициентов $\alpha_i \geq 0$, $\sum_i \alpha_i = 1$, $i = 1, 2, 3$ (рис. 1)

результаты их работы были объединены в единый синтетический алгоритм.

За основу были приняты три метода прогнозирования. Выбор первого – фильтра Винера – обусловлен квазипериодическим характером зависимости энергопотребления от времени [4, 5]. Второй – нейросетевой подход – позволяет учесть нелинейность наблюдаемых процессов и сложный характер внутренних закономерностей между элементами, составляющими временной ряд [6]. Третий алгоритм – эволюционное моделирование – призван решить задачу оптимизации [2, 3]. Параметры и характеристики этих методов подробно рассмотрены в [1].

Одной из принципиальных и сложных задач является подбор оптимального набора коэффициентов α_i для получения наименьшей ошибки прогнозирования синтетического алгоритма.

Чтобы избежать полного перебора параметров, ставится линейная задача оптимизации для нахождения указанных коэффициентов:

$$r(t) - (\alpha_1 \cdot f(t) + \alpha_2 \cdot n(t) + \alpha_3 \cdot m(t)) \rightarrow \min,$$

где $r(t)$ – реальное значение величины потребляемой электроэнергии; $f(t)$ – величина потребляемой электроэнергии, полученная с применением фильтра Винера; $n(t)$ – величина потребляемой электроэнергии, полученная с применением нейронной сети; $m(t)$ – величина потребляемой электроэнергии, полученная с применением эволюционного моделирования; $\alpha_i \geq 0$, $\sum_i \alpha_i = 1$, $i = 1, 2, 3$.

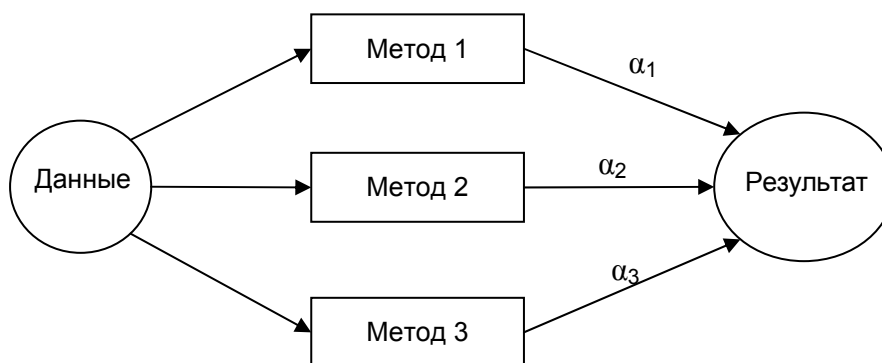


Рис. 1. Схема гибридного алгоритма

Задача оптимизации позволяет снизить количество итераций при нахождении необходимого набора коэффициентов α_i . Однако при этом на каждом этапе приходится решать одну и ту же задачу различными методами, что является достаточно ресурсоемкой операцией. Поэтому использование суперкомпьютера является необходимым при решении вопроса ускорения процесса нахождения коэффициентов. Кроме того, такой подход позволяет использовать алгоритм оптимизации для нескольких начальных точек одновременно, что также позволяет ускорить процесс решения.

Одним из вариантов является использование классических многопроцессорных суперкомпьютеров, что позволяет равномерно распределить нагрузку на все процессоры в системе. Они объединяются в тройки (по числу базисных методов, используемых при построении прогноза) и находят оптимальный набор коэффициентов одновременно для нескольких начальных точек.

Другим перспективным вариантом является использование суперкомпьютеров на базе графических ускорителей по технологии CUDA. При данном подходе вычисления производятся одновременно множеством блоков, состоящих из некоторого числа обрабатывающих потоков. В отличие от MPI, Nvidia CUDA представляет собой систему с общей памятью. Технически чип графического ускорителя представляет собой несколько унифицированных мультипроцессоров, каждый из которых содержит по 8 CUDA-ядер [7].

Для данной работы был использован суперкомпьютер Ивановского института ГПС МЧС России, который содержит в себе два графических ускорителя GTX 295, каждый из которых, в свою очередь, имеет по два чипа на плате. Общее количество ядер составляет: 240 CUDA-ядер в чипе \times 2 чипа \times 2 карты = 960 CUDA-ядер при суммарном объеме видеопамяти 3,5 Гбайт.

Одним из вариантов распараллеливания решения поставленной задачи является назна-

чение каждому потоку отдельного метода и соответствующего набора исходных данных. Дальнейшее совмещение полученных результатов производится при этом на центральном процессоре. Однако при наличии большого количества ядер концепция CUDA не предполагает нагружать каждый поток большим количеством вычислений. Вместо этого используется подход, при котором тысячи потоков исполняют небольшой набор одинаковых команд над собственными данными. Это обусловлено ограничениями архитектуры CUDA [7].

В CUDA в каждом из 240 ядер за один раз происходит выполнение 32 потоков, называемых *warp*-ом. Для эффективной работы необходимо, чтобы потоки в этом наборе выполняли одну и ту же операцию, иначе *warp* разбивается на отдельные части по числу различных операций и количеству тактов, затрачиваемых на выполнение, увеличивается пропорционально их числу.

Следовательно, лучше нагрузить каждое графическое устройство какой-либо одной задачей. К тому же, если для указанных базовых методов прогнозирования использовать параллельные схемы для системы CUDA (например, использование библиотеки CUFFT), то можно достичь существенного ускорения расчетов.

В этом случае эффективной схемой решения будет выделение каждого из 4-х доступных устройств для решения одной поисковой задачи, т.е. использование 4-х поисковых точек. При этом устройство последовательно выполняет параллельные версии методов прогнозирования и изменяет свои коэффициенты в зависимости от выбранного алгоритма оптимизации (рис. 2).

Таким образом, подобная схема позволяет эффективно использовать вычислительные мощности суперкомпьютера на графических ускорителях для поиска оптимального набора коэффициентов гибридного метода.

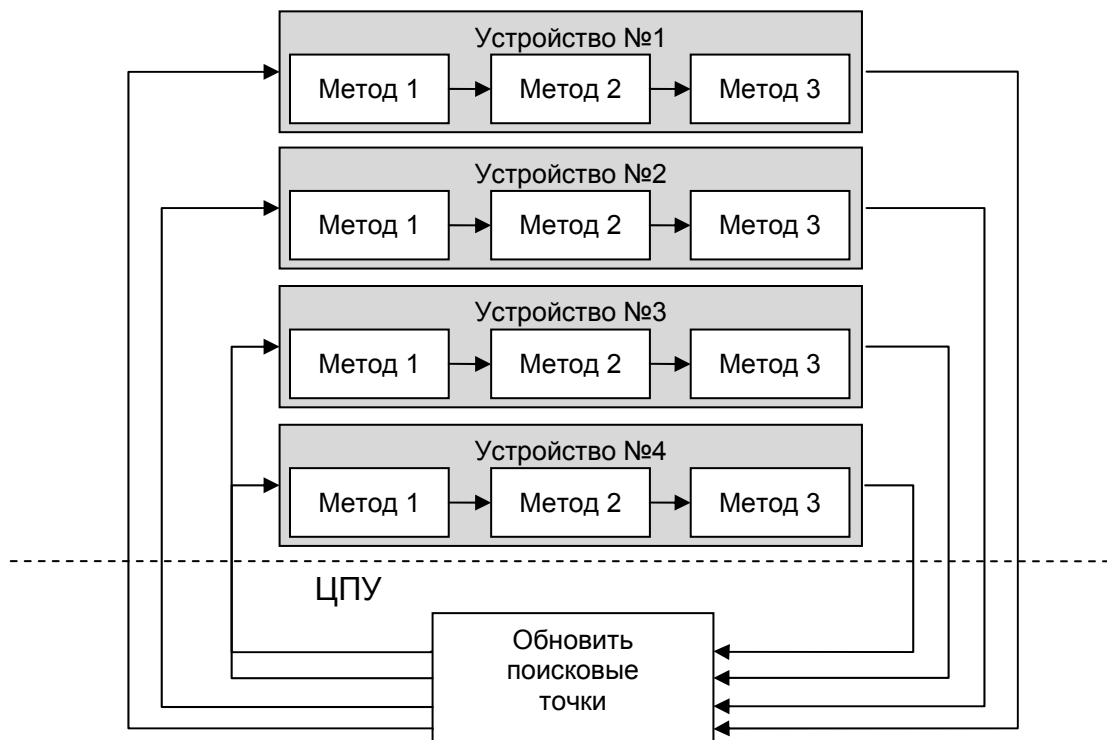


Рис. 2. Схема гибридного алгоритма для системы CUDA с несколькими графическими ускорителями

Список литературы

1. **Никологорская А.В., Сидоров С.Г.** Опыт прогнозирования энергопотребления в энергосетях Костромской области // Высокие технологии, исследования, промышленность. Т. 4: сб. тр. IX Междунар. науч.-практич. Конф. «Исследование, разработка и применение высоких технологий в промышленности». – СПб.: изд-во Политех. ун-та, 2010. – С. 266–270.
2. **Букатова И.Л.** Эволюционное моделирование и его приложения. – М.: Наука, 1979.
3. **Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М.** Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003.

4. **Сергиенко А.Б.** Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002.
5. **Зверев В.А., Стромков А.А.** Выделение сигналов из помех численными методами. – Нижний Новгород: ИПФ РАН, 2001.
6. **Головко В.А.** Нейронные сети: обучение, организация и применение: учеб. пособие для вузов; под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000.
7. <http://developer.nvidia.com/object/gpucomputing.html> – NVIDIA GPU Computing Developer.

Ясинский Федор Николаевич,

ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,
доктор физико-математических наук, профессор кафедры высокопроизводительных вычислительных систем,
телефон (4932) 26-98-29.

Никологорская Анна Владимировна,

ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,
аспирант кафедры высокопроизводительных вычислительных систем,
телефон (4932) 26-98-29.