

11;14

Потоковая обработка многоканальных сигналов электроэнцефалограммы с использованием технологии параллельных вычислений на графических процессорах NVIDIA CUDA

© В.В. Грубов, В.О. Недайвозов

Саратовский государственный технический университет
им. Гагарина Ю.А., Саратов, Россия
E-mail: vvgrubov@gmail.com

Поступило в Редакцию 18 января 2018 г.

Рассматривается перспектива применения методов параллельных вычислений для анализа многоканальных экспериментальных данных электроэнцефалограмм (ЭЭГ) в режиме реального времени. Показано, что применение методов параллельного программирования для расчета и оценки спектральных свойств сигналов ЭЭГ позволяет в режиме реального времени оценивать изменения энергии основных ритмов нейронной активности на различных участках коры головного мозга. Продемонстрирована возможность реализации алгоритма параллельных вычислений с применением библиотеки CUDA C и его использования в интерфейсе мозг–компьютер для мониторинга когнитивной активности в процессе зрительного восприятия.

DOI: 10.21883/PJTF.2018.10.46105.17219

Изучение нейронных сетей головного мозга представляет большой интерес для исследователей, что подтверждается ростом числа научных публикаций в данной области науки в течение последних лет [1–5]. Значительную часть занимают междисциплинарные публикации, описывающие результаты, полученные на стыке нейронауки и других (физико-математических, психологических, инженерных) наук и т. д.

Эффективный анализ процессов в головном мозге требует помимо новых методов анализа разработки новых аппаратных и программных средств для их реализации. В этом контексте перспективным являет-

ся использование технологии параллельных вычислений для анализа большого объема данных в реальном времени. В частности, последнее необходимо для разработки интерфейсов мозг–компьютер (ИМК) [6]. В настоящее время ИМК активно развиваются и применяются, например, для управления простыми движениями [7], экзоскелетами и роботами [8], предсказания приступов абсанс-эпилепсии [9, 10] и т.д. Для дальнейшего развития ИМК должны использоваться продвинутое методы анализа электроэнцефалограмм (ЭЭГ), основанные на анализе большого числа входных данных.

В настоящей работе предлагается алгоритм потокового анализа многоканальных записей ЭЭГ с использованием принципа распараллеливания вычислительных операций. Оценивается эффективность применения указанного алгоритма в ИМК, основанном на использовании энцефалографа-регистратора „Энцефалан“ (Таганрог, Россия) и обработке данных, реализованной с помощью библиотеки CUDA C.

Основными источниками информации о функционировании головного мозга служат экспериментальные методы, сопряженные с регистрацией и анализом сигналов нейронной активности. Одним из наиболее применяемых методов как в случае нормы, так и в случае патологии является запись ЭЭГ [11,12]. ЭЭГ характеризуется сложной частотно-временной структурой с набором частотных диапазонов и осцилляторных паттернов, существенной нестационарностью, высокой шумовой составляющей и перемежающимся поведением [13,14]. Известно, что динамика сигнала ЭЭГ в характерных диапазонах и формирование специфических осцилляторных паттернов в значительной степени отражают функциональное состояние мозга и всего организма.

Анализ сложных сигналов и детектирование паттернов являются традиционными задачами в радиофизике и нелинейной динамике, где разработан ряд эффективных методов, многие из которых уже нашли применение при анализе ЭЭГ [15]. Одним из таких методов является непрерывное вейвлетное преобразование (НВП) [16]. НВП часто используется для выделения характерных ритмов путем построения „скелетонов“ [17]. „Скелетоны“ представляют собой линии локальных максимумов на вейвлет-спектре и могут применяться для выделения и отслеживания доминантных компонент в сигнале ЭЭГ.

Хотя НВП позволяет проводить детальный частотно-временной анализ ЭЭГ, данный метод требует существенных вычислительных мощностей. Таким образом, в случае использования НВП для расшифровки

многоканальных записей ЭЭГ в режиме реального времени в ИМК необходимо применение специальных подходов. Одним из возможных решений является применение методов параллельных вычислений.

В настоящей работе метод анализа ЭЭГ, основанный на параллельных вычислениях, апробируется на примере ИМК для оценки и контроля уровня концентрации внимания [18]. Оригинальный ИМК использовал в качестве входных параметров пять каналов ЭЭГ в области затылочной коры. Ожидается, что использование параллельных вычислений позволит увеличить объем анализируемых данных ЭЭГ до 19 каналов ЭЭГ.

Рис. 1 иллюстрирует схему алгоритма ИМК. Функционирование ИМК осуществляется по следующей схеме: 1) получение ЭЭГ-данных в реальном времени; 2) вейвлет-анализ ЭЭГ-данных при помощи модуля параллельных вычислений с использованием CUDA; 3) проверка критериев на основе „скелетонов“ для определения уровня концентрации; 4) обратная связь на основе текущего уровня концентрации.

Для регистрации многоканальных ЭЭГ был использован электроэнцефалограф „Энцефалан“. Запись проводилась с 19 электродов ЭЭГ в соответствии со схемой „10–20“ с временным разрешением 250 Hz. Программное обеспечение, разработанное фирмой „Медиком МТД“ и авторами, позволило получать данные ЭЭГ в реальном времени.

Для анализа сигналов ЭЭГ применялась процедура НВП и рассчитывалась энергия вейвлет-спектра. Энергия вейвлетного преобразования была рассчитана для каждого из 19 каналов ЭЭГ в диапазоне 4–30 Hz. Для выполнения преобразований в режиме реального времени данные операции были реализованы путем распараллеливания с использованием технологии CUDA. Процесс распараллеливания проиллюстрирован на рис. 2.

Как видно из рис. 2, процесс распараллеливания происходит в несколько этапов. Первый — распараллеливание по каналам ЭЭГ. ИМК получает данные в виде временных рядов для $N = 19$ каналов ЭЭГ, и для каждого из этих каналов запускается свой расчетный модуль CUDA. В каждом из этих модулей происходит передача данных с главного процессора на графический и осуществляется второй этап распараллеливания — по блокам. Разделение на блоки позволяет разбить частотный диапазон 4–30 Hz на M частей, после чего для каждого блока выполняется процедура НВП по всей длине временного ряда. Последний этап распараллеливания включает разделение каждого блока

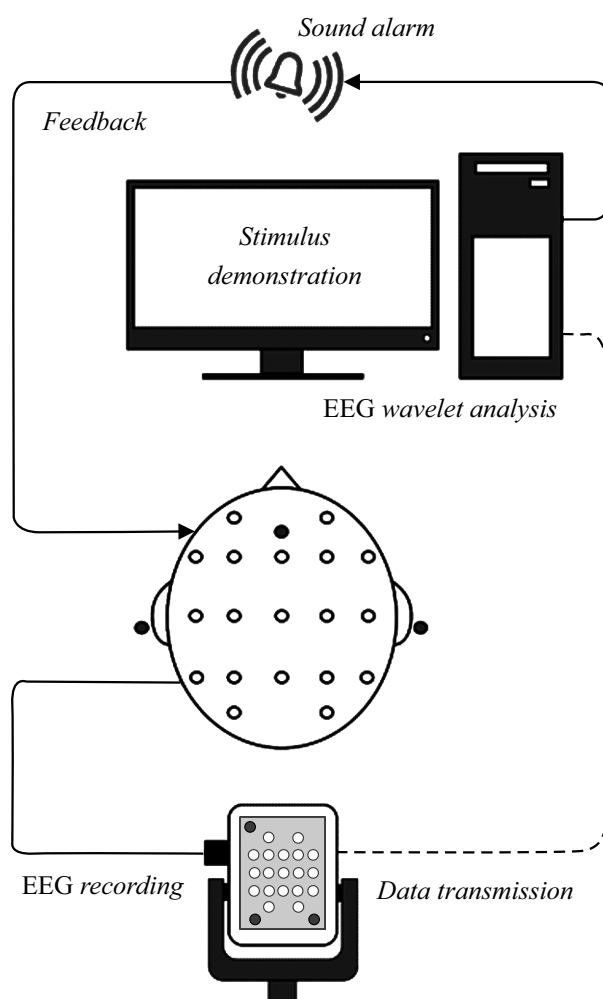


Рис. 1. Схема предложенного интерфейса мозг–компьютер. Схематично изображена голова испытуемого с установленными электродами, с которых происходит запись ЭЭГ на электроэнцефалограф, и передача данных с энцефалографа на ПК, где происходит предъявление бистабильных изображений и расчет вейвлет-энергии. Также показана реализация обратной связи при помощи звукового сигнала.

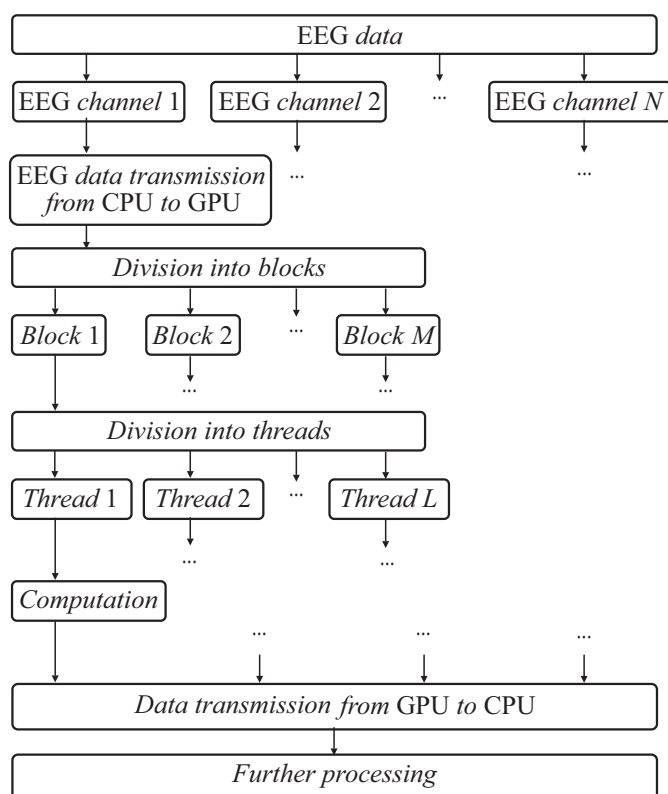


Рис. 2. Схема распараллеливания процедуры расчета непрерывного вейвлетного преобразования при помощи CUDA. Схема показывает весь процесс расчета для одного канала ЭЭГ, одного блока и одной нити. Расчеты для остальных каналов/блоков/нитей производятся аналогичным образом, после чего происходит сбор результатов со всех нитей для проведения дальнейшей обработки.

на L нитей, где каждая нить соответствует одному моменту времени ряда. После завершения расчетов на всех нитях данные передаются обратно на главный процессор для дальнейшей обработки.

Далее производилось построение „скелетонов“ и выполнялась проверка критериев для оценки нейронного отклика на предъявление

визуального стимула. „Скелетоны“ были построены для $N = 19$ каналов ЭЭГ двух фаз: перед (I) и во время (II) восприятия бистабильного изображения. Каждое предъявление стимула было проанализировано отдельно в частотных диапазонах альфа Δf_α (8–12 Hz) и бета Δf_β (20–30 Hz). Для каждого предъявления было рассчитано пять „скелетонов“ и введены специальные характеристики $A_{I,II}$ и $B_{I,II}$, отражающие интенсивность альфа- и бета-ритмов до (I) и во время (II) восприятия:

$$A_{I,II}, B_{I,II} = \sum_{n=1}^N \int_{t \in \Delta t_{I,II}} \varepsilon_n(t') dt',$$

$$\varepsilon_n(t) = \begin{cases} 1, & f_1^{\max} \in \Delta f_{\alpha,\beta}, \\ 1/2, & f_2^{\max} \in \Delta f_{\alpha,\beta}, \\ 1/3, & f_3^{\max} \in \Delta f_{\alpha,\beta}, \\ 1/4, & f_4^{\max} \in \Delta f_{\alpha,\beta}, \\ 1/5, & f_5^{\max} \in \Delta f_{\alpha,\beta}, \\ 0, & f_{1-5}^{\max} \notin \Delta f_{\alpha,\beta}, \end{cases} \quad (1)$$

где f_{1-5}^{\max} — значение максимальной спектральной компоненты для скелетонов 1–5.

Полученные значения $A_{I,II}$ и $B_{I,II}$ были усреднены по шести предъявлениям ($\langle A_{I,II} \rangle$ и $\langle B_{I,II} \rangle$), и была рассчитана контрольная характеристика $G(t)$

$$G(t) = \frac{(\langle A_I \rangle - \langle A_{II} \rangle)(\langle B_I \rangle - \langle B_{II} \rangle)}{2}. \quad (2)$$

На четвертом шаге алгоритма ИМК текущее значение $G(t)$ сравнивается с пороговым, и если происходит превышение порога, то ИМК подает звуковой сигнал, который свидетельствует о снижении концентрации внимания и выступает в роли обратной связи.

Тестирование ИМК, основанного на алгоритме параллельных вычислений, продемонстрировало высокую производительность при обработке нейрофизиологических данных. Сопоставление производительности оригинального алгоритма и алгоритма, запущенного на графическом процессоре с использованием CUDA, выявило ~ 60 -кратный прирост в

скорости обработки данных. Полученный результат открывает возможности для анализа когнитивных процессов, локализованных в различных областях коры мозга и требующих детальной пространственной расстановки электродов.

Работа выполнена при поддержке РФФ (грант 17-72-10183).

Авторы выражают благодарность А.Е. Храмову за плодотворные обсуждения результатов.

Список литературы

- [1] *Sitnikova E.Y., Hramov A.E., Grubov V.V., Ovchinnikov A.A., Koronovsky A.A.* // Brain Res. 2012. V. 1436. P. 147–156.
- [2] *Sitnikova E.Y., Hramov A.E., Grubov V.V., Koronovsky A.A.* // Brain Res. 2014. V. 1543. P. 290–299.
- [3] *Hramov A.E., Maksimenko V.A., Pchelintseva S.V., Runnova A.E., Grubov V.V., Musatov V.Y., Zhuravlev M.O., Koronovskii A.A., Pisarchik A.N.* // Front. Neurosci. 2017. V. 11. P. 1–18.
- [4] *Maksimenko V.A., Luttjohann A., Makarov V.V., Goremyko M.V., Koronovskii A.A., Nedaivozov V.O., Runnova A.E., Luijtelaar G., Hramov A.E., Boccaletti S.* // Phys. Rev. E. 2017. V. 96. P. 012316.
- [5] *Runnova A.E., Hramov A.E., Grubov V.V., Koronovskii A.A., Kurovskaya M.K., Pisarchik A.N.* // Chaos, Solit. Fract. 2017. V. 93. P. 201–206.
- [6] *Spuler M.* // PLoS ONE. 2017. V. 12. P. e0172400.
- [7] *Ma T., Li H., Deng L., Yang H., Lv X., Li P., Li F., Zhang R., Liu T., Yao D., Xu P.* // J. Neural Eng. 2017. V. 14. P. 026015.
- [8] *Peternel L., Noda T., Petric T., Ude A., Morimoto J., Babic J.* // PLoS ONE. 2016. V. 11. P. e0148942.
- [9] *Maksimenko V.A., Heukelum S., Makarov V.V., Kelderhuis J., Luttjohann A., Koronovskii A.A., Hramov A.E., Luijtelaar G.* // Sci. Rep. 2017. V. 7. P. 2487.
- [10] *Van Luijtelaar G., Luttjohann A., Makarov V.V., Maksimenko V.A., Koronovskii A.A., Hramov A.E.* // J. Neurosci. Meth. 2016. V. 260. P. 144–158.
- [11] *Silva F.H., Nunez P.L., Srinivasan K.* Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG. Oxford Univ. Press, 2006. 611 p.
- [12] *Current practice of clinical electroencephalography* / Eds D. Daly, T. Pedley. 2nd ed. N.Y.: Raven Press, 1990. 824 p.
- [13] *Zschocke S., Speckmann E.-J.* Basic mechanisms of the EEG. Birkhauser, 1993. 352 p.
- [14] *Buzsaki G., Draguhn A.* // Science. 2004. V. 304. P. 1926–1929.

- [15] Павлов А.Н., Храмов А.Е., Короновский А.А., Ситникова Е.Ю., Макаров В.А., Овчинников А.А. // УФН. 2012. Т. 182. С. 905–939.
- [16] Hramov A.E., Koronovskii A.A., Makarov V.A., Pavlov A.N., Sitnikova E.Y. Wavelets in neuroscience. Heidelberg–N.Y.–Dordrecht–London, 2015. 314 p.
- [17] Sitnikova E.Yu., Grubov V.V., Hramov A.E., Koronovskii A.A. // J. High. Nerv. Activity. 2011. V. 62. P. 733–744.
- [18] Maksimenko V.A., Runnova A.E., Zhuravlev M.O., Makarov V.V., Nadayvozov V., Grubov V.V., Pchelintceva S.V., Hramov A.E., Pisarchik A.N. // PLoS ONE. 2017. V. 12. P. e0188700.