

УДК 004.021:004.75

АППАРАТНАЯ ПОДДЕРЖКА ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В ИТ- ДИАГНОСТИКЕ



В.А. Вишняков

Доктор технических наук,
профессор кафедры
инфокоммуникационных
технологий БГУИР
vish@bsuir.by



И. Ся

Аспирант кафедры
инфокоммуникационных
технологий БГУИР
Xiayiwei4@gmail.com

В.А. Вишняков

Область профессиональных интересов/исследований: управление и безопасность в инфокоммуникациях, Интернет вещей, блокчейн, электронный маркетинг, ИТ в образовании и медицине, интеллектуальные системы управления.

И. Ся

Аспирант кафедры инфокоммуникационных технологий Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Аннотация. Болезнь Паркинсона – это распространённое неврологическое заболевание. Для его диагностики и мониторинга используют много данных: голос, походку, нейроизображения. Обычные вычисления на CPU не всегда подходят, так как они медленные и потребляют много энергии. Поэтому используют ускорители, такие как FPGA, Vitis HLS, GRU. В докладе рассматривается архитектура обработки данных движения на FPGA. Использован Vitis HLS для аппаратной реализации обработки движений при болезни Паркинсона, также применено вейвлет-преобразование для выделения признаков. Для анализа данных используем сеть GRU. Предложенный метод даёт большую скорость, меньшие задержки и меньшее энергопотребление по сравнению с обычными CPU.

Ключевые слова: болезнь Паркинсона, FPGA, Vitis HLS, GRU, вейвлет-преобразование.

Введение. Болезнь Паркинсона [1] – одно из распространённых неврологических заболеваний, сопровождающееся нарушениями движений. Анализ таких данных медленен из-за их большого объёма, необходимости высокой скорости обработки и ограничений по энергопотреблению. Для решения этих проблем в работе предложено использовать FPGA [2], что обеспечивает параллельную обработку при низком энергопотреблении, что является идеальным для носимых медицинских устройств.

Разработка упрощается с помощью Vitis HLS, который преобразует код C/C++ в аппаратную реализацию и поддерживает интерфейсы AXI. Для анализа временных данных применяется нейронная сеть GRU [3] – облегчённая версия LSTM, обеспечивающая эффективную обработку движений. Дополнительно используется вейвлет-преобразование [4], позволяющее выявлять особенности походки и тремора. В результате разработана FPGA-система, объединяющая Vitis HLS, GRU и вейвлет-преобразование, что даёт высокую скорость, низкое энергопотребление и точную диагностику.

Методологическая основа разработки. Необработанные данные с датчиков движения пациента представляют собой временные ряды с нестабильностью, что

затрудняет прямое выделение признаков. Для их обработки применяется метод скользящего окна (размер – 32, шаг – 16, перекрытие – 50 %), позволяющий сгладить флуктуации и унифицировать формат данных.

Выделение признаков данных осуществляется с помощью дискретного вейвлет-преобразования (DWT) на основе вейвлетов Daubechies 6 (db6). В связи с отсутствием встроенных функций в стандартной библиотеке C++, алгоритм программируется вручную. Обработка включает три этапа: получение коэффициентов фильтров, одноуровневое DWT и многоуровневую декомпозицию.

После разложения из каждой из четырёх ступеней выделяются пять ключевых признаков[5]:

- 1 Вейвлет-энтропия – характеризует степень неопределённости сигнала;
- 2 Вейвлет-энергия – отражает концентрацию мощности сигнала;
- 3 Длина вейвлет-сигнала – оценивает сложность формы сигнала;
- 4 Дисперсия вейвлет-коэффициентов – характеризует разброс значений сигнала;
- 5 Стандартное отклонение вейвлет-коэффициентов – отражает уровень стабильности сигнала.

Поскольку каждый сенсор фиксирует данные по трём осям (X, Y, Z), итоговое количество признаков для одного окна составляет 75 (5 признаков $\times$ 5 уровней разложения $\times$ 3 оси).

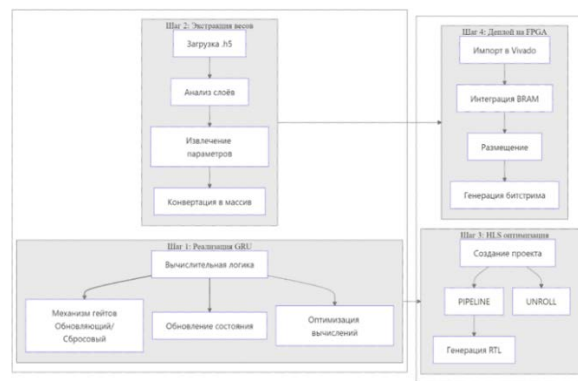


Рисунок 1. Оптимизация и развертывание GRU на FPGA

Поскольку FPGA не может напрямую нейросеть, обученную в Python, модель сначала переводится в C++, затем выполняется высокоуровневый синтез (HLS) с помощью Vitis HLS, после чего генерируется код Verilog/VHDL. Как показано на рисунке 1, предложенный метод позволяет адаптировать GRU для аппаратного выполнения на FPGA.

Для повышения производительности и уменьшения использования ресурсов FPGA применяются следующие элементы оптимизации оптимизации.

1 Хранение весов в статических массивах – поскольку FPGA не поддерживает файловый ввод-вывод (I/O), все веса сохраняются в BRAM или LUT.

2 Оптимизация вычислений с фиксированной запятой вместо арифметики с плавающей запятой используется `ap_fixed`, что снижает нагрузку на аппаратные ресурсы.

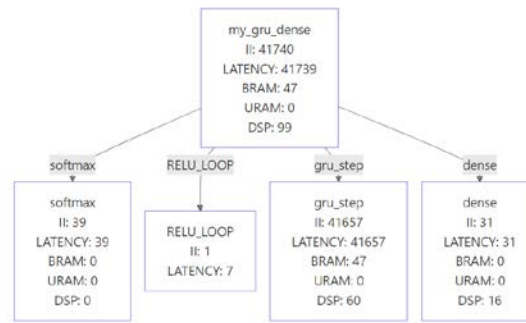


Рисунок 2. Иерархическая структура HLS для вычислений GRU-инференса

3 Разворачивание циклов (Loop Unrolling) – ускоряет матричное умножение за счёт увеличения параллелизма.

4 Конвейеризация (Pipeline) – улучшает поток обработки данных, повышая пропускную способность и эффективность вычислений.

Экспериментальная верификация. Представлена верификация разработанных вычислительных модулей, реализованных с использованием HLS, (структура приведена на рисунке 2) для FPGA. Оценка использования аппаратных ресурсов для инференса глубокого обучения (GRU + Dense + Softmax) на FPGA с целью оптимизации вычислительной эффективности и распределения ресурсов. Эксперименты были проведены для проверки корректности работы модулей вычисления признаков на основе вейвлет-преобразования и вычислений GR. Верификация включала функциональное моделирование, анализ аппаратно-программных интерфейсов и проверку соответствия вычислительных результатов ожидаемым значениям.

Для проверки правильности работы модуля вейвлет-признаков была выполнена программная симуляция (CSIM) кода HLS. На рисунке 3 представлен журнал вывода симуляции, в котором фиксируются значения выходных признаков `feature_out`, вычисленных для различных временных окон (window). Каждое окно соответствует определённому сегменту входного сигнала, а результирующие признаки позволяют анализировать его частотно-временные характеристики. На рисунке 4 представлен результат проверки вычислительного модуля GRU. В ходе симуляции CSIM успешно завершился без ошибок, что подтверждает корректность функциональной реализации алгоритма в HLS.

Полученные результаты демонстрируют, что разработанный модуль успешно синтезирован и может быть далее оптимизирован для аппаратного развертывания. Обе программные модели прошли функциональную проверку на этапе CSIM и показали отсутствие ошибок. Это свидетельствует о следующем.

1 Алгоритмы вейвлет-признаков и GRU корректно функционируют на уровне HLS.

2 Программные интерфейсы успешно сопоставлены с аппаратными ресурсами FPGA.

3 Данные корректно передаются между программной и аппаратной частью через AP_MEMORY и управляющие сигналы.

Закключение. В данной работе представлена аппаратная поддержка обработки сигналов на базе FPGA для анализа движений пациентов с болезнью Паркинсона, включающая вейвлет-преобразование для выделения признаков и GRU для обработки временных рядов. Проведённая верификация показала, что предложенные вычислительные модули успешно функционируют на уровне HLS, обеспечивая высокую скорость, низкое энергопотребление и корректность аппаратной реализации.

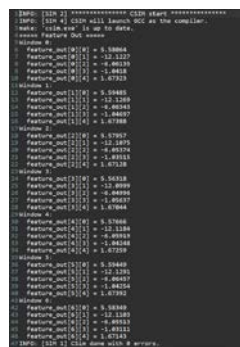


Рисунок 3. Проверка вычислительного модуля для извлечения вейвлет-признаков

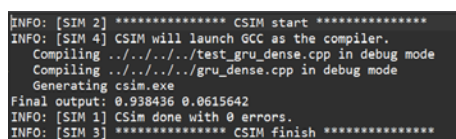


Рисунок 4. Проверка вычислительного модуля GRU

Список литературы

- [1] Bloem B.R. Parkinson's disease / B.R. Bloem, M.S. Okun, C. Klein // The Lancet. – 2021. – Vol.397, No.10291. – P. 2284–2303.
- [2] Liu F. Review of neural network model acceleration techniques based on FPGA platforms / F. Liu, H. Li, W. Hu, Y. He // Neurocomputing. – 2024. – P. 128511.
- [3] Rajmohan R. Exploration of deep RNN architectures: LSTM and gru in medical diagnostics of cardiovascular and neuro diseases / R. Rajmohan, M. Pavithra, T.A. Kumar, P. Manjubala // Handbook of Deep Learning in Biomedical Engineering and Health Informatics. – 2021. – P. 167–202. – Apple Academic Press.
- [4] Vimalajeewa D. Parkinson's disease diagnosis with gait characteristics extracted using wavelet transforms / D. Vimalajeewa, E. McDonald, M. Tung, B. Vidakovic // IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine. – 2023. – Vol.11. – P. 271–281.
- [5] Vishniakou U.A. It diagnostics of Parkinson's disease based on voice markers and decreased motor activity / U.A. Vishniakou, X. Yiwei // SA&AI. 2023. – Vol. 21. N 2. – P.102–110.

Авторский вклад

Вишняков В.А. предложил концепцию метода, Ся Ивей реализовал его.

HARDWARE SUPPORT FOR DATA PROCESSING IN IT DIAGNOSTICS

V.A. Vishnyakov

Doctor of Technical Sciences,
Professor of the Department of
Infocommunication Technologies,
BSUIR

Y. Xia

PhD student in the Department of
infocommunication technologies at
BSUIR

Abstract. Parkinson's disease is a common neurological disease. A lot of data is used for its diagnosis and monitoring: voice, gait, and neuroimages. Regular CPU calculations are not always suitable, as they are slow and consume a lot of energy. Therefore, accelerators such as FPGA, Vitis HLS, and GRU are used. The report examines the architecture of motion data processing on an FPGA. Vitis HLS was used for the hardware implementation of motion processing in Parkinson's disease, and a wavelet transform was also used to isolate features. The GRU network is used for data analysis. The proposed method provides higher speed, lower delays and lower power consumption compared to conventional CPUs..

Keywords: Parkinson's, FPGA, Vitis HLS, GRU, wavelet transformation.