

Реализация многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети на микроконтроллере со сверхнизким энергопотреблением в системах управления и анализа сигналов

И. А. Богословский, А. Б. Степанов*, Д. В. Ермоленко, А. В. Помогалова

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
*sabarticle@yandex.ru

Аннотация. Работа имеет практическую направленность и посвящена реализации многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети на микроконтроллере со сверхнизким энергопотреблением. Приводится подробное сравнение технологий реализации данных нейронных сетей с учетом ограничений элементной базы при решении задачи аппроксимации. Выполняется сравнение нейронных сетей по скорости обучения, числу параметров сети и величине ошибки аппроксимации.

Ключевые слова: многослойный персептрон; вейвлет-нейронная сеть; микроконтроллер; сверхнизкое энергопотребление; реализация

I. ВВЕДЕНИЕ

Искусственные нейронные сети широко применяются в системах управления и в системах анализа сигналов. Одна из задач, которую они успешно решают – аппроксимация функций [1, 2]. Наряду с многослойными персептронами и нейронными сетями на основе радиальных базисных функций для этих целей также используются вейвлет-нейронные сети.

Принципиальной особенностью вейвлет-нейронных сетей является использование в качестве функции активации вейвлета. Вейвлеты – это обобщенное название функций с нулевым интегральным значением, локализованные по оси времени, способные к сдвигу по ней и масштабированию [3–9].

Традиционно для реализации искусственных нейронных сетей используется высокопроизводительная элементная база. Например, специализированные цифровые сигнальные процессоры, графические процессоры, программируемые логические интегральные схемы [10] и др. Как правило, подобная элементная база обладает высоким энергопотреблением. Это может ограничивать использование реализованных искусственных нейронных сетей в мобильных устройствах, к которым предъявляются высокие требования по времени работы в автономном режиме.

В данной работе предлагается:

- Рассмотреть возможность применения микроконтроллера, обладающего сверхнизким потреблением энергии, при реализации многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети.
- Оценить целесообразность применения данных сетей (с учетом ограничений выбранной элементной базы) при аппроксимации фрагментов сигналов.

II. ИСПЫТАТЕЛЬНЫЙ СТЕНД

Для проведения исследований был разработан испытательный стенд.

A. Выбор элементной базы

В качестве элементной базы для реализации многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети предлагается использовать микроконтроллер фирмы Texas Instruments MSP430G2553, установленный на отладочной плате MSP-EXP430G2 (рис. 1).



Рис. 1. Отладочная плата MSP-EXP430G2

Особенностью данного микроконтроллера является сверхнизкое энергопотребление. На частоте 1 МГц он потребляет 330 мкА, а на частоте 16 МГц (при максимальной производительности) энергопотребление составляет 4,2 мА. При реализации на данной элементной базе необходимо учитывать ограничения, связанные с невысокой тактовой частотой микроконтроллера и небольшим объемом внутренней памяти. Микроконтроллер имеет ПЗУ объемом 16 Кбайт и ОЗУ объемом 512 байт.

В. Нейросетевой аппроксиматор

Разработанный испытательный стенд включает: нейросетевой аппроксиматор, систему электроснабжения, персональный компьютер и измерительное оборудование. На рис. 2 представлена трехмерная модель корпуса нейросетевого аппроксиматора, на основе которой был разработан его макет. Нейросетевой аппроксиматор (рис. 3) состоит из следующих элементов:

- Отладочная плата MSP-EXP430G2.
- Корпус.
- Кнопка Reset.
- Кнопка управления обучением нейронной сети.
- Светодиод, использующийся для индикации наличия электроснабжения и контроля процесса обучения.
- Разъемы для подключения измерительного оборудования.

Для электроснабжения нейросетевого аппроксиматора может быть использован батарейный отсек с напряжением питания 3 В или USB разъем персонального компьютера.

С. Тестовые сигналы

Для проведения аппроксимации было выбрано два типа сигналов (рис. 4): синусоида (рис. 4,а) и фрагмент электроэнцефалограммы, соответствующий абсансу (рис. 4,б).

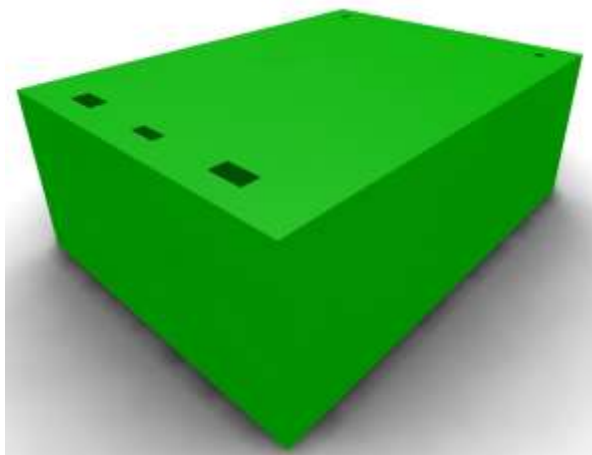


Рис. 2. Трехмерная модель нейросетевого аппроксиматора



Рис. 3. Нейросетевой аппроксиматор

Электроэнцефалограмма – это сигнал, позволяющий оценить деятельность группы нейронов [11]. При визуальном анализе электроэнцефалограммы, помимо выявления ее основных ритмов, также важно определять графоэлементы особой формы, соответствующие определенному физиологическому состоянию головного мозга человека. Абсанс – это одна из разновидностей эпилептического припадка, которой соответствуют характерные графоэлементы электроэнцефалограммы.

При автоматизации процесса анализа ЭЭГ могут быть использованы алгоритмы с применением нейросетевой аппроксимации.

III. РЕАЛИЗАЦИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В данной работе рассматривается реализация многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети. При написании программного кода использовалась интегрированная среда разработки Code Composer Studio вер. 9.1.0.

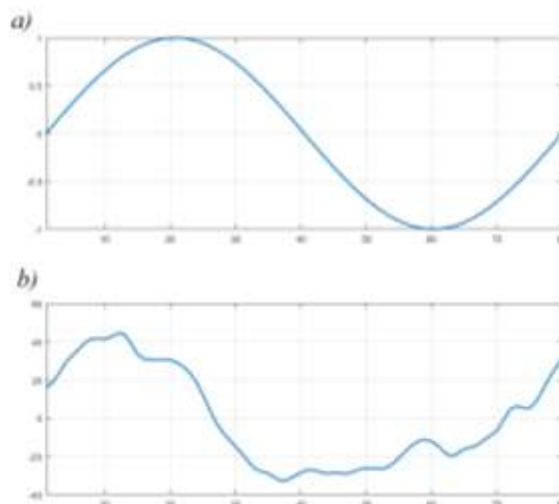


Рис. 4. Тестовые сигналы

Эксперименты проводились по 2 сценариям.

В первом случае к персональному компьютеру подключалась отладочная плата с загруженной программой обучения нейронной сети. Затем с компьютера через UART осуществлялась загрузка отсчетов оригинального сигнала. После обучения нейронной сети результаты аппроксимации визуализировались на экране компьютера. Целью данного эксперимента является определение среднеквадратического отклонения и максимального отклонения аппроксимирующей функции от оригинала (табл. 1), а также оценка скорости обучения в зависимости от типа сети (табл. 2).

Во втором случае запрограммированная отладочная плата подключалась к батарейному отсеку. Оригинальный сигнал загружался в память микроконтроллера перед началом проведения эксперимента. При включении тумблера питания батарейного отсека автоматически загорается красный светодиод, сигнализирующий о готовности нейросетевого аппроксиматора к работе. Обучение сети осуществлялось по нажатию запрограммированной кнопки запуска. На время обучения сети в целях экономии энергии светодиод отключается и загорается повторно после завершения процесса обучения. Целью данного эксперимента является оценка времени обучения нейронной сети в зависимости от ее типа и сравнение полученных данных с результатами первого эксперимента.

А. Реализация многослойного персептрона

Многослойный персептрон состоит из 15 нейронов в скрытом слое и 1 нейрона в выходном слое (рис. 5,а). В качестве функций активации нейронов скрытого слоя был использован гиперболический тангенс, для выходного слоя линейная функция.

В. Реализация вейвлет-нейронной сети

Вейвлет-нейронная сеть состоит из 15 нейронов в скрытом слое и 1 нейрона в выходном слое (рис. 5,б). В качестве функций активации нейронов скрытого слоя был использован вейвлет Мексиканская шляпа, выходного слоя – линейная функция. Выбор вейвлета обусловлен его формализованным представлением, что особенно важно в связи с необходимостью вычислений его значений непосредственно на микроконтроллере.

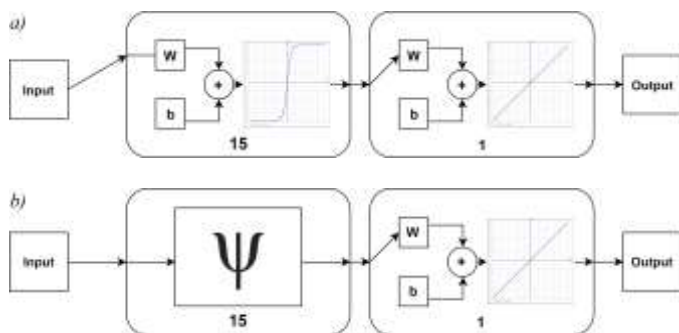


Рис. 5. Нейронные сети: а) многослойный персептрон, б) вейвлет-нейронная сеть

ТАБЛИЦА I ОЦЕНКА ОШИБКИ АППРОКСИМАЦИИ

Тип нейронной сети	Тип сигнала	Средне-квадратическое отклонение	Максимальное отклонение
Многосл. персептрон	Синусоида	0,0015 отн. ед.	0,0722 отн. ед.
	Фрагмент электроэнцефалог.	13,5012 мкВ	7,7434 мкВ
Вейвлет-нейронная сеть	Синусоида	0,0004 отн. ед.	0,0802 отн. ед.
	Фрагмент электроэнцефалог.	6,8452 мкВ	7,4970 мкВ

IV. ОЦЕНКА ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

На рис. 6 представлены оригинальные сигналы (обозначены синим цветом) и сигналы, полученные в результате аппроксимации (обозначены красным цветом). Как следует из рисунков, наименьшую ошибку аппроксимации позволяет получить вейвлет-нейронная сеть, что подтверждается данными, приведенными в табл. 1.

В табл. 2 приведены данные по времени обучения многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети в зависимости от тактовой частоты микроконтроллера и выбранного источника электропитания.

Как следует из приведенной таблицы, при одинаковом числе нейронов скорость обучения многослойного персептрона в 2,15 раза выше, чем у вейвлет-нейронной сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В качестве основных результатов, полученных в работе, можно выделить:

1. На микроконтроллере со сверхнизким энергопотреблением MSP430G2553 реализованы многослойный персептрон и вейвлет-нейронная сеть, предназначенные для аппроксимации сигналов.

2. Разработан макет нейросетевого аппроксиматора на базе микроконтроллера MSP430G2553. Предусмотрена возможность проведения измерений энергопотребления.

ТАБЛИЦА II ОЦЕНКА ВРЕМЕНИ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Тип нейронной сети	Источник электро-снабжения	Время обучения нейронной сети, с.	
		Тактовая частота 1 МГц	Тактовая частота 16 МГц
Многослойный персептрон	Батарейный отсек	4397,091	277,731
	Персональный компьютер	4353,865	278,045
Вейвлет-нейронная сеть	Батарейный отсек	9548,683	597,232
	Персональный компьютер	9423,528	584,292

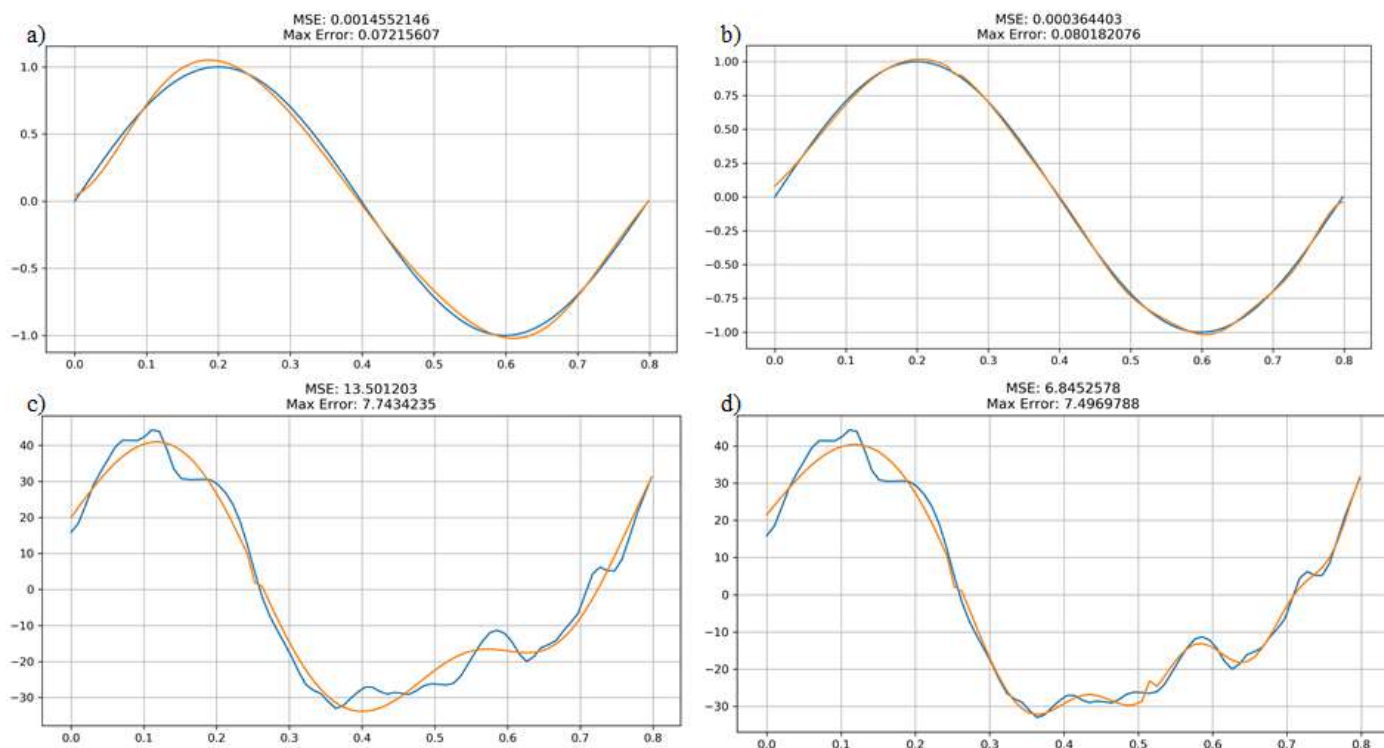


Рис. 6. Результаты аппроксимации сигналов: а) и с) – многослойным персептроном, б) и d) – вейвлет-нейронной сетью

3. Выполнен анализ ошибки аппроксимации реализованных нейронных сетей. Согласно полученным результатам, среднеквадратическое отклонение и максимальное отклонение аппроксимирующей функции от оригинала больше у многослойного персептрона.

4. Выполнено сравнение скорости обучения многослойного персептрона и вейвлет-нейронной сети при 250 эпохах обучения. При равном числе нейронов скорость обучения многослойного персептрона в 2,15 раза выше по сравнению с вейвлет-нейронной сетью.

Развитие данного проекта предусматривает переход на платформу STM8 и STM32.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Haykin S. Neural networks, New Jersey, 1999.
- [2] Bogoslovskii I.A., Ermolenko D.V., Stepanov A.B., Kilicheva K.Kh., Pomogalova A.V. Implementation of Universal Neural Network Approximator on a ULP Microcontroller for Wavelet Synthesis in Electroencephalography // 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus), 2019, pp. 1146-1151.
- [3] Смоленцев Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. М.: ДМК Пресс, 2014.
- [4] Смоленцев Н. К. Введение в теорию вейвлетов. М.; Ижевск: НИЦ "Регулярная и хаотическая динамика", 2010.
- [5] Stark H.-G. Wavelets and Signal Processing. Berlin: Springer, 2005.
- [6] Chui C.K. An Introduction to Wavelets. Academic Press, 1992.
- [7] Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. SIAM, 1992.
- [8] Blatter C. Wavelets – Eine Einführung. A.K. Peters, Ltd., 1998.
- [9] Zhuravov D.V., Stepanov A.B. Application of Simulink in the Implementation of Calculation Algorithms for Continuous Wavelet Transform on a Digital Signal Processor // Journal of Radio Electronics. №5, 2019, C. 12.
- [10] Gaikwad N.B., Tiwari V., Kesar A., Shivaprakash N.C. Efficient FPGA Implementation of Multilayer Perceptron for Real-Time Human Activity Classification // IEEE Access. Vol. 7., pp. 26696-26706, 2019.
- [11] Зенков Л.Р., Ронкин М.А. Функциональная диагностика нервных болезней, М.: МЕДпресс-информ, 2011.