Д.В. ЧЕРНЕТЧЕНКО, М.М. МІЛИХ, К.В. ЛУДАНОВ Дніпропетровський національний університет ім. Олеся Гончара

АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІМПУЛЬСНОЇ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЧНОГО СИГНАЛУ (ЕКГ)

Портативні пристрої для моніторингу параметрів життєдіяльності людини в реальному часі, такі як переносні електрокардіографи (ЕКГ), стали дуже популярними на сьогодні. У даній роботі запропоновано інтелектуальний та енергоефективний підхід для задачі детектування QRS комплексу з сирих електрокардіографічних (ЕКГ) даних, реалізований за допомогою апаратного рішення. QRS комплекс є однією з найбільш важливих ознак електрокардіограми (ЕКГ), яка забезпечує дуже важливу інформацію про поточний стан серця та серцево-судинної системи в цілому. Новизна нашого підходу полягає в (1) попередній фільтрації сирого сигналу за допомогою алгоритму цифрової фільтрації; (2) кодуванні просторово-часових властивостей ЕКГсигналу безпосередньо в спайкову послідовність та її використання для збудження мультистабільної спайкової нейронної мережі (SNN) та (3) у відсутності необхідності будь-якого супервізора для детектування заздалегідь заданих ознак у сигналі. Реалізовано штучну нейронну структуру на мультистабільних нейронах з біологічною подібністю поведінки. Рішення для штучної нейрональної мережі (ANN) впроваджено та перевірено за допомогою архітектури програмованих логічних інтегральних схем (ПЛІС) DIGILENT BASYS II SPARTAN-3E XC3S100E з використанням середовища WebPACKTM ISE 13.3. Результати показали високу точність виявлення R-піків ЕКГ та обчислення RR інтервалі нарізних базах даних: MIT-BIH ECG та внутрішній ЕКГ базі даних лабораторії (intdb), що сигналізує про значний потенціал цього підходу для інтеграції в прототипи майбутніх портативних пристроїв.

Ключові слова: електрокардіограма, ЕКГ, штучні нейронні мережі, мультистабільні нейронні мережі, QRS детектор, спайкові нейроні мережі, FPGA, Spartan-3E, VHDL, нейроморфні рішення.

> D.V. CHERNETCHENKO, M.M. MILYKH, K.V. LUDANOV Dnipropetrovsk National University named after Oles Gonchar

MACHINE IMPLEMENTATION OF THE IMPULSE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR DETECTION OF ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNAL PARAMETERS (ECG)

Portable devices for monitoring human lifetime parameters in real time, such as wearing electrocardiographs (ECGs), have become very popular today. In this work, an intellectual and energy-efficient approach for the detection of QRS complex from raw electrocardiographic (ECG) data, implemented with the help of hardware decision. The QRS complex is one of the most important electrocardiograms (ECGs), which provides very important information about the current state of the heart and the cardiovascular system as a whole. However, the problems associated with the accuracy of QRS real-time detection of complexes and the classification of various features of the ECG signal structure and the energy efficiency of such hardware solutions remain open questions. The novelty of our approach is (1) preliminary filtration of the raw signal using the digital filtering algorithm; (2) encoding the spatial-temporal properties of the ECG signal directly into the adhesive sequence and its use to excit the multi-stable adhesion neural network (SNN); and (3) in the absence of any supervisor to detect predetermined signals in the signal. An artificial neural structure is implemented on multi-stable neurons with a biological similarity of behavior. An artificial neural network (ANN) solution was implemented and verified using the DIGILENT BASYS II SPARTAN-3E XC3S100E programmable logic integrated circuits (FPGAs) architecture using the WebPACKTM ISE 13.3 environment. The transmission of incoming and outgoing digital data between a FPGA device and a PC is implemented using a universal asynchronous transfer interface (UART). The results showed a high accuracy of the detection of R-peaks of ECG and RR calculation of the interval of rifled databases: the MIT-BIH ECG and the interval ECG of the laboratory database (intdb), which signals the significant potential of this approach for integration into prototypes of future portable devices.

Keywords: electrocardiogram, ECG, artificial neural networks, multi-stable neural networks, QRS detector, spin neural network, FPGA, Spartan-3E, VHDL, neuromorphic solutions.

Вступ

Виявлення комплексу QRS в електрокардіографічному (ЕКГ) сигналі забезпечує фундаментальну можливість для виявлення інших компонентів сигналу і подальшого автоматичного аналізу [1, 2, 3]. Однак характеристики ЕКГ підвищують складність автоматичного виявлення форми ЕКГ [4]. По-перше, це особливість морфології сигналів ЕКГ, що змінюється від людини до людини. По-друге, сигнал ЕКГ досить часто має компоненти шуму різного походження. У роботі [5] запропоновано адаптивний алгоритм фільтрації, заснований на штучній нейронній мережі (ANN) для виявлення QRS. Але результативність роботи такої системи все ще дуже сильно залежить від якості вибірки даних для тренування системи. Ілентифікація ORS з ЕКГ є фундаментальною необхідністю для оцінки частоти серцевих скорочень і аналізу варіабельності серцевих ритму (ВСР). Хоча методики виявлення QRS досягли дуже успішних результатів з часом [5], останні досягнення в області медичної допомоги [5, 6] мотивували дослідників повернутися до питання точності детектування QRS. Це пов'язано (1) з показаннями ЕКГ з носимих датчиків, сигнал з яких потопає у артефактах руху та дрейфах базової лінії; (2) пристрої, що вбудовують переносні ЕКГ-датчики, дуже обмежені за площею, енергоспоживанням і обчислювальними можливостями. Більш ранні методи аналізу ЕКГ-сигналів засновані на методі аналізу часових характеристик сигналу за допомогою мікроконтролерів на основі DSP, але часове представлення не завжди достатнє для вивчення всіх особливостей сигналів ЕКГ. Отже, потрібно частотне представлення сигналу. Для досягнення цього

використовується швидке перетворення Фур'є, або FFT (Fast Fourier Transform). Зазвичай, це призводило до неминучих обмежень цих методів, оскільки перетворення необхідно виконувати неперервно у часі, із досить великою швидкість та точністю, ця задача зазвичай потребує значних ресурсів та може суттєво підвищити енергоспоживання системи [7].

У цій роботі було використано спайкові нейронні мережі (SNN) [8, 9, 10], яку реалізовано на ПЛІСархітектурі для оцінки RR інтервалів з ЕКГ у реальному часі. SNN – це дуже потужні і біологічно реалістичні моделі обчислень, що за динамікою дуже схожі на динаміку людського мозку. Спайкові нейронні мережі набувають популярності у вирішенні задач комплексного розпізнавання образів [11,12], апроксимації функцій [13] та класифікації зображень [14, 15]. Але сучасні вбудовані мікроконтролерні системи все ще мають дуже низьку обчислювальну продуктивність [15]. На відміну від цього, ПЛІС мають властивість ре-конфігурації під час роботи і мають дуже низьке енергоспоживання з одночасно високою продуктивністю. Головна мета роботи полягає в тому, щоб створити надійну та стабільну модель штучної нейронної мережі (ANN) на ПЛІС-архітектурі.

Аналоговий сигнал ЕКГ кодується безпосередньо в імпульси, або спайки, які використовуються для збудження резервуара рекурентно пов'язаних спайкових нейронів[16]. Нейрони в архітектурі з'єднані між собою за допомогою синапсів, з оновленням ваги з використанням спайкової час-залежної пластичності (STDP) [16, 17], важливою варіацією правила Хебба. На етапі зчитування результатів у архітектурі використовується бі-стабільний нейрон, який інтегрує сигнали з внутрішніх спайкових нейронів, і генерує вихідні розряди, коли система виявляє комплекс QRS. Для вилучення додаткових ознак сигналу ЕКГ доцільно використовувати масиви вихідних нейронів для ініціювання відповідного виходу при наявності певного стану внутрішніх нейронів, що може відповідати певній особливості вхідного сигналу (наприклад, Р, Q, S, Тпіки). Робота системи валідується за допомогою бази даних ЕКГ:(1) база даних МІТ-ВІН та (2) внутрішня база даних ЕКГ записів. Для оцінки параметрів точності детектування системи застосовано опорний детермінований алгоритм виділення R-піків з ЕКГ сигналу.

Методика

Архітектура системи. Шуми різного походження завжди змішуються з корисним ЕКГ-сигналом і призводять до появи таких перешкод, як дрейфи ізолінії, артефакти і інтерференційні коливання [1, 2, 3]. Попередні експерименти показують, що попередня обробка та фільтрація сигналу дуже важлива та необхідна для нормального та стабільного процесу навчання та наступного розпізнавання за допомогою SNN на реальних сигналах. Таким чином, вхідний ЕКГ-сигнал проходить етап фільтрації та попередньої обробки, який складається з а) фільтру низьких частот з частотою зрізу 15 Гц; б) фільтру верхніх частот з частотою зрізу 5 Гц; в) диференційного фільтру; г) обчислення квадратури сигналу та д) фільтрації вікном усереднення (з вікном 0.150 с). Загальна схема та напрямок розповсюдження даних у запропонованій системі представлено на рис. 1.



Рис. 1. Загальна архітектура системи: вхідні дані ЕКГ надходять одночасно до SNN і опорного алгоритму детектування QRS комплексу для оцінки результатів за точністю в режимі реального часу

Нейронна структура складається з трьох шарів: вхідний, рекурентний і вихідний. Перший шар є вхідним шаром, який генерує послідовність спайків (закодований вхідний ЕКГ сигнал). Структура мережі нейтронів, представлена окремо схематично рисунку 2a. Загальна нейронна структура у 3D перспективі, наведена на рис. 2δ .

Часове кодування [18] дозволяє кодувати інформацію, як інтервали часу між нормованими за амплітудою імпульсами, повністю при цьому представляючи просторово-темпоральну структуру вхідного сигналу. Спайковий шифратор кодує вхідний сигнал ЕКГ у вигляді послідовності імпульсів, інтервал між якими змінюється пропорційно до швидкості зростання самого сигналу, якщо сигнал не змінний, або спадає, то вихідні спайки не генерується. Цей елемент реалізовано, використовуючи комбінацію порогових модуляторів, компаратора напруги, генератора спайків і таймера. Структура детально показана на рисунку 3.

Щоб запобігти ефекту накладання сигналу, додано адаптацію тактової частоти таймера у відповідь на швидкість зростання вхідного сигналу. Це дозволяє SNN краще розрізнити дві послідовності спайків, та відповідно підвищує точність. Найбільш оптимальним підходом до адаптації частоти таймера є встановлення його тактової частоти, пропорційною найбільш значній компоненті Фур'є представлення для вхідного сигналу. Приклад роботи спайкового шифратора для ЕКГ-семплуз бази даних, показаного на рисунку 4.

(1)



Рис. 2. а – загальний вигляд спайкової мережі нейронів: вхідний шар, внутрішній шар з рекурентно пов'язаними нейронами та вихідний шар мережі; б – вигляд SNN у 3D перспективі



Рис. 3. Внутрішня структура шифратора сигналу ЕКГ для отримання послідовності спайків на виході. На діаграмі показано наступні компоненти: порогові компоненти, компаратори напруги, генератор спайків і таймер, вхідний сигнал надходить на вхід компараторів, зазначений міткою ЕСG. U_{thr} – верхній поріг порогового модулятора, L_{thr} – нижній поріг порогового модулятора, Δ - приріст значення порогу

Другий шар мережі є рекурентним шаром [19] і складається з $N = N_E + N_I$ рекурентно пов'язаних нейронів, де N_E є числом збуджуючих нейронів, а N_I – число тормозних нейронів. Внутрішній мережевий шар складається з мультистабільних нейронів, при цьому мультистабільність нейронів обумовлена метричною асиметрією активної їх дендритної структури, як показано у [20].

Вихідна активна функціональність [19] кожного нейрона описується диференціальними рівняннями:

$$\begin{cases} v' = 0,04v^{2} + 5v + 140 - u + I_{0} \\ u' = a(bv - u) \end{cases}$$

Скидання системи до початкового стану після генерації спайку:

$$fv \ge 30mV, \ the \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases}$$
(2)



Рис. 4. Збільшений фрагмент сигналу ЕКГ і відповідні генеровані спайкові послідовності

Кожен нейрон має три стабільних стани соматично-дендритної структури за рахунок їх дендритної метричної асиметрії [20]. Стабільні стани внутрішніх нейронів визначаються внутрішнім розподілом струму I_0 структурою нейрона. Типовий процес тонічної генерації спайків і тонічний розрив, описаний системами рівнянь (1) і (2), що генеруються мережевими нейронами, показаними на рисунках 6*a* і б. Рисунок 6*a* відповідає набору параметрів: *a*=0.02, *b*=0.2, *c*=-65, *d*=6 і двом стаціонарних стабільним станам нейрону. Модель з набором параметрів: *a*=0.03, *b*=0.25, *c*=-52, *d*=0, відповідає випадку три-стабільності нейрональної структури, та її вихідні коливання показані на рисунку бб.

Нейрональний каркас складається з N=1000 внутрішніх нейронів з часткою $N_I = 0,25 N_E$. З'єднання між двома окремими нейрональними вузлами встановлюються з імовірністю, розрахованою за правилом:

$$P(D) = C * \exp\left(\frac{-D(A, B)}{\lambda}\right),$$
(3)

де D(A, B) – евклідова відстань між двома нейронними вузлами A і B, а λ – щільність з'єднань. Параметр C залежить від типу пресинаптичних і постсинаптичних нейронів, тобто від того, чи є вони збудливими (Ex) або тормозними (Inh) клітинами. При моделюванні параметр C встановлюється як: $C_{Ex-Ex}=0.3$ (для зв'язків між двома збуджуючими нейронами), $C_{Ex-Inh}=0.2$ (для сполуки між збуджуючими та тормозними нейронами), $C_{Inh-Inh}=0.1$ (для сполуки між двома тормозними нейрони), $C_{Inh-Ex}=0.4$ (для зв'язків між тормозними і збуджуючими нейронами. Початкова синаптична вага визначається $W_0 = 0,0045$ мкСім/см². Зміна синаптичної ваги обмежена між 0 та 10 W₀. Синаптичні затримки між двома нейронами вибираються випадково між 1 мс і 2 мс.



Рис. 6. а - типові тонічні спайки, що генерується мультистабільним нейроном; б - тонічний процес пачок розрядження мультистабільного нейрона

Вихідний шар представлений простим бі-стабільним нейроном з активними дендритними структурами, які збирають всі синаптичні входи від нейронів другого внутрішнього шару і здатні генерувати одиночні спайки у відповідь на велику кількість одночасних синаптичних входів. Вихідний нейрон навчається працювати наступним чином: генерація вихідного спайка відбувається тільки тоді, коли R-пік комплексу QRS виявлено мережею і не генерує спайк, коли не виявлено R-пік. Оновлення синаптичних ваг відключаються після інтервалу часу T_i . Часовий інтервал від 0 (початок семплу ЕКГ) до T_i є фазою тренування спайкової нейронної мережі. Тривалість тренувальної фази T_i фіксована і мала два варіанти: 10 та 30 секунд. Вплив збільшення фази тренування буде показано у наступному розділі результатів. Під час цієї фази вагові коефіцієнти оновлюються за допомогою спайк-часової пластичності (STDP). STDP є правилом для посилення або послаблення зв'язків між нейронами за ступенем синхронної генерації спайків [16, 17, 21]. Це правило визначається ваговою функцією W(x), що визначає порядок зменшення або збільшення обільшення від синхронності спайків між пре- і постсинаптичними нейронами, вона виражається наступним чином:

$$\Delta W = \begin{cases} A_{+} \exp^{\left(\frac{\Delta t}{\tau_{+}}\right)}, \text{ for } \Delta t > 0\\ A_{-} \exp^{\left(\frac{\Delta t}{\tau_{-}}\right)}, \text{ other wise} \end{cases}$$
(4)

Всі вхідні сирі ЕКГ дані для тестування мережевого навчання та алгоритму детектування QRS розділено на дві категорії: ЕКГ-сигнали з бази МІТ-ВІН ЕСС, а також сигнали ЕКГ, які зареєстровані в лабораторії за допомогою сертифікованого ЕКГ-пристрою (*CE, FDA* сертифікація). Всі записи з бази даних МІТ-ВІН ЕСС були обрані випадковим чином. Частота дискретизації вхідних даних постійна та дорівнює 250 Гц. Абсолютні значення амплітуди вимірюються у мікровольтах. Всі модельні дослідження, аналіз та візуалізація результатів, обговорені в даній роботі, розроблено в середовищі МАТ LAB. Оцінка середньої похибки SNN порівнюється з роботою детермінованого алгоритму, заснованого на модифікованому алгоритмі Пена-Томпкнісна [22], описаному в попередній роботі.

VHDL модель та апаратна реалізація на ПЛІС. Кожну описану нейрональну структуру (див. рис. 2*a*) синтезовано та змодельовано за допомогою VHLD. Вся структура має три-стабільні стани і здатна генерувати на виході тонічний спайки, пачки розрядів, або стабільно перебуває на рівні низького, або високого потенціалу (стани *down-state* та *up-state*). Така ситуація симулює над-слабку активацію нейрона і навпаки над-сильну активацію, що збуджує увесь нейрон. Проміжний стабільний стан (*mid-state*) характеризується наявністю вихідних імпульсів, або генерацією спайків. Частота генерації вихідних імпульсів прямо пропорційна загальній інтенсивності вхідних синапсів. Осцилятор з заданою тактовою частотою підключений до вихідного генератора в цьому випадку, інакше на виході встановлюється значення напруги вихідного сигналу, що відповідає високому логічному, або низькому логічному рівню. Нейрон у реалізованій моделі розділений на чотири окремих модуля: вхідні блоки (дендрити), пороговий блок (сома), генератор вихідних сигналів (аксон).

Для розробки вбудованого програмного забезпечення для ПЛІС використана мова програмування VHDL. Для моделювання та синтезу використані програмні засоби ModelSim i WebPACKTM ISE 13.3. Синтезований код протестований на мікросхемі SPARTAN-3E XC3S100E з використанням комплекту розробки BASYS II DIGILENT у пакеті ISE WebPackTM [23]. Використовувався повний дуплексний зв'язок ПЛІС плати із ПК за допомогою інтерфейсу універсальної асинхронної передачі (UART). Швидкість обміну даними – 115200 біт/сек, довжина слова – 8 біт, парність – нема, стоп-біти – 1 біт. Дані ЕКГ в цифровому форматі поступають до ПЛІС через інтерфейс UART безпосередньо до вхідного нейронного шару. Крім того, вхідні сигнали введення/виводу нейрона виведені на ПЛІС платі на відповідні цифрові порти G12 (порт $InNN_in$), M5 (порт $InNN_out$). Вихід нейрону вихідного шару також спостерігався за допомогою осцилографа на виході M11 (порт $OutNN_out$) плати в реальному часі. На рисунку 7*a* показана еквівалентна електрична схема розробленої системи. UART TX-вивід, пов'язаний з P6 (*TX*), RX-вивід з M4 (*RX*), відповідно. Для управління процесом додано кнопку користувача, що підключено до вхідного порту A7. Процес початкового процесу навчання відображається за допомогою світлодіодного індикаторів (DS1 - DS4).



Рис. 7. Еквівалентна електрична схема прототипу пристрою на базі платформи BASYS II DIGILENT

Для перетворення сигналу UART-TTL на стандартний USB-інтерфейс вибрано типовий перетворювач USB-UART на основі інтегрального рішення CH341A (не показано на схемі). Вихідні спайки поступають від ПЛІС плати до ПК, де вони зберігаються до стандартного файлу в текстовому форматі з мітками часу для подальшої візуалізації та аналізу.

Головні результати

У серії експериментів описано ефективність оцінки запропонованого SNN апарату для виявлення QRS комплексів та R-піків в реальному часі, а також порівняння результатів точності з референтним опорним алгоритмом, що працює за принципом кінцевого автомата. Для оцінки точності запропонованої системи для кожної пари R-піків обчислюється інтервал між двома сусідніми R-піками, або RR інтервали, і визначається параметр середнього проценту похибки відхилення (*MAPE*) RR інтервалів, розрахований як:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{|a_i - p_i|}{a_i} \right) * 100$$
(5)

Параметр *MAPE* тут є різницею між фактичним інтервалом RR a_i і розрахунковим інтервалом RR p_i і N-числом однохвилинних сегментів у даному записі ЕКГ. По-перше, модель розроблена і змодельована за допомогою середовища VHDL ModelSim, після отримання стабільних результатів рішення перенесено на ПЛІС.

Точність детектування QRS комплексу за допомогою SNN. Часова діаграма спайків для вхідного, внутрішнього та вихідного шарів, отримана з VHDL-моделі, показана на рисунку 8.



ис. 8. часова длаграма моделювання у под-структури, представлені пульсації з часом вхідних, частини внутрішніх і нейронів вихідного шару

Приклад співвідношення вихідної генерації мережі у часі та вхідного ЕКГ-сигналу, що подавався до вхідного нейронального шару показано на рисунку 9. Необхідно зазначити, що показаний приклад можна назвати випадком добре навченої мережі. Збільшення концентрації вхідних спайків на дендритній структурі нейрона вихідного шару призводить до генерації вихідного спайку, що пояснюється наявністю R-піку в певний момент часу у вхідному сигналі. З часової діаграми можна бачити, що вихідні спайки досить чітко корелюють з часовими мітками QRS комплексів вхідного ЕКГ-сигналу. Для підкреслення цього, моменти Rпіків були виділені на нижньому графіку рисунка 9, як червоні пунктирні вертикальні лінії.



Рис. 9. Залежність імпульсів просторово-часового кодування нейрону вихідного шару (верхній графік) від вхідного сигналу ЕКГ (нижній графік)

Розвиток нейронної активності SNN із часом показано на рисунку 10a для випадку тривалості початкової фази навчання мережі $T_i=10$ сек, та на рисунку 196 для початкової фази навчання $T_i=30$ сек.



Рис. 10. *а* - спайкова активність, зареєстрована з нейронів внутрішнього шару після фази початкового тренування мережі тривалістю 10 секунд; *в* - відповідна частота генерації спайків мережі із часом; *б* - спайкова активність, зареєстрована з нейронів внутрішнього шару для тривалості тренувальної фази 30 секунд; *г* - відповідна частота генерації спайків мережі з часом

Додатково можна проаналізувати навчальний процес мережі за допомогою частоти генерації спайків у мережі. Рисунки 10*в* та *г* ілюструють частоту генерації всіх спайків мережі з часом для випадків *а* та *б*, відповідно. Отриманий результат легко пояснити: коли мережеві нейрони тренуються до генерації спайків після специфічного моменту, що виявляється у вхідному сигналі, комплекс QRS в нашому випадку, тоді основний компонент частоти генерації мережі буде прагнути до частоти вхідного сигналу, тобто частоти появи R-піків. Цей процес успішно спостерігається на малюнку 15*г*. Також встановлено, що час попереднього тренування не може бути менший за *T*_i=30 сек, для наступного коректного виділення головних ознак ЕКГ-сигналу.

Алгоритм успішно випробуваний на десяти різних записах ЕКГ, тривалість яких обмежена t=300 секундами. Звіт про точність і результати перевірки SNN для кожного запису наведено в таблиці 1. На рисунку 11 показано порівняльне співвідношення середньої точності оцінки RR інтервалів з використанням SNN підходу і опорним алгоритмом для п'яти записів МІТ-ВІН і п'яти записів внутрішньої бази даних (intdb). Найкраще значення *MAPE* склало 0.10%, а в гіршому випадку – 3.0%. Як видно з рисунку, середнє значення *MAPE*, що використовує мережевий підхід, становить менше 2% для всіх записів. Для бази даних МІТ-ВІН, *MAPE* змінюється між 0.1% і 2.0%, в середньому дорівнює –1.05%. Для внутрішньої бази даних

ЕКГ (intdb) *MAPE* змінюється між 0.87% і 2.02%, при середньому *MAPE*–1.4%. *MAPE* для референтного методу коливається в межах від 0.3% до 3.50% при середньому значенні –1.9%.



Рис. 11. Значення МАРЕ, розраховані для десяти різних ЕКГ записів (п'ять записів, обраних випадково з бази даних ЕКГ МІТ-ВІН і п'ять з внутрішньої ЕКГ бази даних intdb): фіолетові смуги – середня похибка розпізнавання SNN після етапу навчання; жовті смуги – середня похибка детектування за допомогою референтного методу



Рис. 12. Порівняльний графік послідовності отриманих RR інтервалів для випадково обраного запису ЕКГ тривалістю 300 секунд. Синя суцільна лінія показує результат оцінки інтервалів RR за допомогою SNN, зелена суцільна лінія показує ту ж синхронізовану послідовність отриману за допомогою референтного алгоритму, обчисленого на ПК. Вісь х – номер RR інтервалу; вісь у – розмір RR інтервалу в мілісекундах

Таблина	1
гаолиця	1

nokasiniki to moeti poooti meperi					
№ Запису	Всього R- піків	Позитивні похибки, № R-піки	Негативні похибки, № R-пік и	MAPE, %	
1	311	0	1	0.32	
2	270	1	0	0.10	
3	354	2	8	3.00	
4	298	1	6	2.61	
5	367	1	3	1.15	
6	405	1	4	2.02	
7	434	2	2	1.11	
8	305	2	1	0.98	
9	321	1	2	0.87	
10	287	1	2	1.30	

Показники точності роботи мережі

Отримана послідовність RR інтервалів за допомогою SNN показана на рисунку 12, в парі з масивом інтервалів, отриманим за допомогою детермінованого чіткого алгоритмічного підходу. Середня різниця між інтервалами SNN результуючого масиву RR і відповідними RR інтервалами референтного методу не перевищує 0.5% для наведеного прикладу.

Висновки

Основна функціональність спайкової нейронної мережі реалізована на апаратній архітектурі ПЛІС і впроваджена на платі DIGILENT BASYS II SPARTAN-3E XC3S100E. Продемонстровано роботу прототипу пристрою, для задачі розпізнавання QRS комплексу ЕКГ сигналу. Пристрій з інтерфейсом передачі даних UART розроблено та перевірено на ЕКГ записах баз даних МІТ-ВІН та сигналів, отриманих з сертифікованого ЕКГ-пристрою. Основні результати вимірювань: а) запропонована SNN з алгоритмом навчання STDP дають стабільний та точний розв'язок розпізнавання протягом всього часу вхідного сигналу; б) фаза початкової підготовки для такого типу мережі і відповідних характеристик сигналу повинна становити не менше ніж 30 секунд; в) МАРЕ для добре навченої системи не перевищує 1.2% для ЕКГ записів тривалістю 300 секунд; г) відсутність необхідності в системі контролю для подальшого успішного виявлення ознак на ЕКГ-сигналі. Надалі буде продовжено досліджування з визначенням більшої кількості ознак сигналу ЕКГ (наприклад ,такі як Р, Q, R, S, Т-піки і відповідні інтервали). Крім того, розрахунки системи без вчителя сприяють персоналізованому медичному обслуговуванню, дозволяючи безпосередньо навчати систему під конкретного пацієнта, не вимагаючи дорогої анотації даних для навчання мережі. Запропонований підхід представляє три нові внески: (а) методику безпосереднього кодування спайків з ЕКГ, без необхідності оцифровувати аналоговий ЕКГ-сигнал і таким чином досягати значного зниження цільності даних, а отже і енергоспоживання; (б) попередня обробка та фільтрація даних на вході збільшує якість навчання SNN в обчислювальній моделі; (в) ефективна та стабільна реалізація розрахункової моделі на базі прототипу ПЛІС-пристрою. Ці результати свідчать про те, що запропонований підхід може бути дуже добре інтегрований у майбутні апаратні засоби, наприклад, портативні та переносні пристрої, забезпечуючи значний час автономної роботи та полегшуючи використання для кінцевих користувачів.

References

1. T. Tekeste, H. Saleh, B. Mohammad, A. Khandoker, M. Elnaggar, A nano-watt ecg feature extraction engine in 65nm technology, IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs PP (99) (2017) 1–1. doi: 10.1109/TCSII. 2017.2658670.

2. K. Arbateni, A. Bennia, Sigmoidal radial basis function ANN for QRS complex detection, Neurocomputing 145 (2014) 438 – 450. doi: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.05.009.

3. N. Ravanshad, H. Rezaee-Dehsorkh, R. Lotfi, Y. Lian, A level-crossing based qrs-detection algorithm for wearable ecg sensors, IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 18 (1) (2014) 183–192.

4. S. Jain, M. Ahirwal, A. Kumar, V. Bajaj, G. Singh, QRS detection using adaptive filters: A comparative study, ISA Transactions 66 (2017) 362–375. doi: https://doi.org/10.1016/j.isatra.2016.09.023.

5. Karimipour, M. R. Homaeinezhad, Real-time electrocardiogram p-qrs-t detection delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates, Computers in Biology and Medicine 52 (2014) 153–165. doi: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2014.07.002.

6. N. Van Helleputte, M. Konijnenburg, J. Pettine, D.-W. Jee, H. Kim, A. Morgado, R. Van Wegberg, T. Torfs, R. Mohan, A. Breeschoten, et al., A 345 μ w multi-sensor biomedical soc with bio-impedance, 3-channel ecg, motion artifact reduction, and integrated dsp, IEEE Journal of Solid-State Circuits 50 (1) (2015) 230–244.

7. Z. Krasauskas, L. Telksnys, Ubiquitous personal heart rate long distance transmission to the treatment centers based on smart mobile phone application, in: 2015 IEEE 3rd Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE), 2015, pp. 1–4. doi: 10.1109/AIEEE.2015.7367297.

8. Wilson, P., Metcalfe, B., Graham-Harper-Cater, J., & Bailey, J. A. "A reconfigurable architecture for real-time digital simulation of neurons". 2017 Intelligent Systems Conference (IntelliSys). doi: 10.1109/intellisys.2017.8324340.

9. J.A. Bailey et.al., "Behavioral simulation and synthesis of biological neuron systems using synthesizable VHDL", Neurocomputing, Elsevier B.V., pp. 2392-2406, 2011, doi: 10.1109/BMAS.2008.4751231.

10. P. U. Diehl, M. Cook, Unsupervised learning of digit recognition using spiketiming-dependent plasticity, Frontiers in computational neuroscience 9 (0) (2015) 0–0.

11. Tavanaei, A. S. Maida, A spiking network that learns to extract spike signatures from speech signals, Neurocomputing 240 (2017) 191–199.

12. D. Du, K. Odame, A bio-inspired ultra-low-power spike encoding circuit for speech edge detection, in: Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), 2011 IEEE, IEEE, 2011, pp. 289–292.

13. Podili, A., Zhang, C., & Prasanna, V. "Fast and efficient implementation of Convolutional Neural Networks on FPGA". 2017 IEEE 28th International Conference on Application-Specific Systems, Architectures and Processors (ASAP). doi: 10.1109/asap.2017.7995253.

14. Schaffer J. D. Evolving spiking neural networks: A novel growth algorithm corrects the teacher // Proc. Of2015 IEEE Symposium on Computational Intelligence for Security and Defense Applications (CISDA). 26-28 May 2015, pp. 1–8.

15. Yongqiang Cao, Yang Chen, Deepak Khosla. Spiking Deep Convolutional Neural Networks for Energy-Efficient Object Recognition // Proc, of International Journal of Computer Vision. May 2015, Volume 113, Issue 1, pp 54–66.

16. HunsbergerE., EliasmithC. Spiking Deep Networks with LIF Neurons. - arXiv: 1510.08829, 2015.

17. R.R. Borges et.al., "Effects of the spike timing- dependent plasticity on the synchronization in a random Hodgkin-Huxley neuronal network", Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, Elsevier B.V., pp. 12-22, 2015, doi: 10.1016/j.cnsns.2015.10.005.

18. J. A. Henderson, T. A. Gibson, J. Wiles. Spike Event Based Learning in Neural Networks. - arXiv: 1502.05777, 2015.

19. E. M. Izhikevich, Simple model of spiking neurons, IEEE Transactions on neural networks 14 (6) (2003) 1569–1572

20. E.M. Snezhko, D.V. Chernetchenko, Dynamics of electrical potentials of neuron networks models with non-linear activation functions, Vestnik DNU, 2012.

21. Diehl P.U. Neil D., Binas, J., Cook, M., Liu, S.C., Pfeiffer, M. Fast-Classifying, High-Accuracy Spiking Deep Networks Through Weight and Threshold Balancing // Proc. of IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2015.

22. J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME-32, no. 3, pp. 230–236, 1985.

23. Yalamanchili. S:VHDL Starter's Guide (2nd Ed); Prentice-Hall. 2005.

Рецензія/Peer review : 9.6.2019 р. Надрукована/Printed :18.7.2019 р. Стаття рецензована редакційною колегією