

ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ СПАЙКІНГОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Розглядаються особливості спайкінгових нейронних мереж та сфери їх застосування, представлено типи реалізації спайкінгових мереж, описується принцип їх роботи, обґрунтовано висновки на основі даного дослідження спайкінгових нейронних мереж.

Ключові слова:

PNN, SNNs, спайк, нейрон, синапс.

Abstract

The article deals spiking neural networks and their applications, types of implementation of networks are presented, the principles of their work are described, the conclusions based on this study of spiking neural networks are substantiated.

Keywords:

PNN, SNNs, Spike, neuron, synaps.

Більшість відомих парадигм штучних нейронних мереж орієнтовані на обробку статичних вхідних даних (числових векторів). З метою наближення нейронних мереж до біологічних прототипів, інтенсивні дослідження впроваджуються в так званих імпульсних нейронних мережах (PNN), які використовують пікінг моделі нейронів [1].

Спайкінгові нейронні мережі (SNNs) потрапляють у моделі третього покоління нейронних мереж, підвищуючи рівень реалізму при нейронній симуляції [2]. Окрім нейронального та синаптичного стану, SNN також включають поняття часу в свою операційну модель. Ідея полягає в тому, що нейрони в SNN не спрацьовують при кожному циклі розповсюдження (як це трапляється з типовими багат шаровими перцептронними мережами), а швидше за вивільненням, тільки коли мембранний потенціал - внутрішня якість нейрону, пов'язана з його мембранним електричним зарядом - досягає певного значення. Коли нейрон горить, це породжує сигнал, який переміщується до інших нейронів, які, у свою чергу, збільшують або зменшують їх потенціал відповідно до цього сигналу.

У контексті розширення нейронних мереж нинішній рівень активації (моделюється як деяке диференціальне рівняння), як правило, вважається станом нейрона, причому вхідні спайки підвищують це значення, а потім згортають або руйнуються з плином часу. Існують різноманітні способи кодування для інтерпретації вихідної спайкінгової шини як числа реального значення, або залежно від частоти спайків або часу між спайками, для кодування інформації.

Такий тип нейронної мережі в принципі може бути використаний для обробки інформації так само, як і традиційні штучні нейронні мережі [3]. Крім того, розширення нейронних мереж може моделювати центральну нервову систему віртуальної комахи для пошуку їжі без попереднього знання про навколишнє середовище [4]. Однак, завдяки їх більш реалістичним властивостям, вони також можуть бути використані для вивчення роботи біологічних нейронних ланцюгів. Починаючи з гіпотези про топологію біологічної схеми нейронів та її функції, електрофізіологічні записи цієї схеми можна порівняти з вихідним сигналом відповідної лайнерної штучної нейронної мережі, що моделюється на комп'ютері, визначаючи вірогідність початкової гіпотези.

На практиці існує велика різниця між теоретичною потужністю розширення нейронних мереж та тим, що було продемонстровано. Вони виявилися корисними в неврології, але (поки що) в інженерії. Деякі великомасштабні моделі нейронних мереж котрі використовують кодування імпульсів, знайдені в розсіяних нейронних мережах, ці мережі в основному покладаються на принципи обчислення резервуара. Тим не менш, реальне застосування великомасштабних нейронних мереж

було обмежено, оскільки збільшені обчислювальні витрати, пов'язані з моделюванням реалістичних нейронних моделей, не були виправдані порівняльними перевагами обчислювальної потужності. Як наслідок, мало застосування широкомасштабних нейронних мереж для розв'язання обчислювальних завдань порядку та складності, які широко розповсюджуються за допомогою нейронних мереж, що кодовані (другого покоління). Крім того, може бути важко адаптувати моделі нейронної мережі другого покоління в режимі реального часу, розширюючи нейронні мережі (особливо, якщо ці мережеві алгоритми визначаються в дискретний час). Порівняно легко побудувати модель шинової нейронної мережі та спостерігати за її динамікою. Набагато складніше розробляти модель зі стабільною поведінкою, яка обчислює певну функцію.

Існує різноманітний асортимент прикладного програмного забезпечення для імітації розповсюдження нейронних мереж. Це програмне забезпечення можна класифікувати за допомогою симуляції:

—Програмне забезпечення, яке використовується в основному для моделювання нейромереж, що присутні в біології для вивчення їх експлуатації та характеристик. У цій групі ми можемо знайти симулятори, такі як GENESIS (система нейролептичних нейронів Генератора), розроблені в лабораторії Джеймса Бауера в компанії Caltech; НЕЙРОН, розроблений Майкла Хінсом, Джоном В. Муром та Тедом Карневалем в Єльському університеті та Університеті Дьюка; Брайан, розроблений Роменом Бретте та Деном Гудменом на École Normale Supérieure; і NEST, розроблені NEST Ініціативою. Цей тип програмного забезпечення зазвичай підтримує моделювання складних нейронних моделей з високим рівнем деталізації та точності. Проте великі мережі зазвичай вимагають дуже трудомістких моделювання.

—Програмне забезпечення, яке вирішує завдання обробки інформації для вирішення проблем. Комп'ютерні програми, такі як SpikeNET, знаходяться в цій групі, розроблені Делорме і Торп у співпраці між Center de Recherche Cerveau et Cognition та SpikeNet Technology. Цей тип програмного забезпечення зазвичай виконує дуже швидке моделювання, але не дозволяє моделювати дуже складні або біологічно реалістичні нейронні моделі.

—Програмне забезпечення, яке надає можливості для ефективного моделювання моделей відносно складних нейронних моделей, що також може бути зручним для завдань обробки інформації. Це програмне забезпечення може використовувати біологічні характеристики нейронів для виконання функцій обчислення і одночасно дозволяє вивчати функціональність цих нейронних характеристик. У цій групі програмного забезпечення ми можемо знайти EDLUT, який був розроблений в університеті Гранаді. Це прикладне програмне забезпечення має бути достатньо ефективним для швидкого моделювання, іноді навіть у реальному часі, і в той же час він повинен підтримувати нейронні моделі, які є детальними та біологічно правдоподібними.

Нейрогрід, побудований в Стенфордському університеті, являє собою плату, яка може імітувати нейронні мережі безпосередньо в апаратних засобах. SpiNNaker (Spike Neural Network Architecture), розроблений в Університеті Манчестера, використовує ARM-процесори в якості будівельних блоків масово паралельної обчислювальної платформи на основі шестишарової таламокортикальної моделі [5].

Ще однією реалізацією є процесор TrueNorth від IBM. Цей процесор містить 5,4 мільярда транзисторів, але призначений для споживання дуже мало енергії, всього 70 міліватт; більшість процесорів в персональних комп'ютерах містять близько 1,4 мільярда транзисторів і вимагають 35 Вт або більше. IBM посилається на принцип дизайну TrueNorth як нейроморфні обчислення. Його основною метою є розпізнавання образів; а критики кажуть, що чіп не досить потужний, його прихильники відзначають, що це лише перше покоління, і можливості поліпшених ітерацій стануть зрозумілими [6].

Інша апаратна платформа, призначена для забезпечення реконфігуруючих, загальноприйнятих, в режимі реального часу нейронних мереж spiking нейрони, - це динамічний нейроморфний асинхронний процесор (DYNAP). DYNAP використовує унікальну комбінацію повільних, малопотужних, неоднорідних аналогових ланцюгів нижнього рівня та швидких програмованих цифрових схем. Це дозволяє реалізовувати в реальному часі архітектури обробки нейронних процесів на базі шифів, в яких об'єм пам'яті та обчислень колактризуються, вирішуючи проблему

вузьких місць фон Неймана та забезпечуючи масове мультиплексування зв'язку в реальному часі для поширення масивних мереж. Нескільки можливостей є періодичними мережами, прямими мережами, згортковими мережами, атракторними мережами, ехо-державними мережами, глибокими мережами та сенсорними злиттями. [7]

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Kolesnytskyj O. K. Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices / O. K. Kolesnytskyj, I. V. Bokotsey, S. S. Yaremchuk // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2010. – Vol.19. – №2. – P.154–165. – ISSN 1060-992X.
2. Maass, Wolfgang (1997). "Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models". *Neural Networks*. **10** (9): 1659–1671..
3. Alnajjar, F.; Murase, K. "A simple Aplysia-like spiking neural network to generate adaptive behavior in autonomous robots". *Adaptive Behavior*. **14** (5): 306–324.
4. X Zhang; Z Xu; C Henriquez; S Ferrari (Dec 2013). "Spike-based indirect training of a spiking neural network-controlled virtual insect". *Decision and Control (CDC)*.
5. Xin Jin; Furber, S. B.; Woods, J. V. (2008). "Efficient modelling of spiking neural networks on a scalable chip multiprocessor". *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. pp. 2812–2819..
6. Markoff, John, A new chip functions like a brain, IBM says, New York Times, August 8, 2014, p.B1
7. Indiveri, G.; Corradi, F.; Qiao, N. (2015-12-01). – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: "[Neuromorphic architectures for spiking deep neural networks](#)"

Мазур Максим Віталійович - студент групи Ікн-14б, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця.

Науковий керівник – **Арсенюк Ігор Ростиславович** – канд. техн. наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет.

Maksym Mazur V. - student, faculty of information technology and computer engineering, Vinnitsa National Technical University, Vinnitsa.

Supervisor – **Igor R. Arsenyuk** – Cand. Sc. (Eng), Assistant Professor of Chair of Computer Science, Vinnitsia National Technical University, Vinnitsa

