

УДК 519.6+515.14

ЗАСТОСУВАННЯ КЛІТИННИХ АВТОМАТІВ ПРИ РОЗРОБЦІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Ванін В.В., д.т.н.,

vaninvladimir30@gmail.com, ORCID: 0000-0001-7008-7269

Залевська О.В., к.т.н.,

o.zalevska@kpi.ua, ORCID: 0000-0002-3163-1695

Можаровський В.М., к.т.н.

vmagor@ukr.net, ORCID: 0009-0002-0884-4876

Голова О.О., к.т.н.,

fire19@ukr.net RCID: 0000-0002-4903-4450

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (Україна)

Спірінцев Д.В., к.т.н.

spiritsev@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5728-6626

Мелітопольський державний педагогічний університет імені Богдана Хмельницького (Україна)

Еволюційні обчислення — це галузь штучного інтелекту, яка використовує методи, що описують природні процеси. До таких методів відносять пошук рішень складних нелінійних задач таких, як розпізнавання образів, пошук оптимального серед багатьох рішень, моделювання процесу мутації, тощо. Також еволюційні алгоритми застосовуються при автоматизації процесу пошуку найкращої комбінації параметрів для моделі машинного навчання. Застосування ж клітинних автоматів для моделювання еволюційного процесу з використанням нейронної мережі, можливо лише на початку процесу. У цьому випадку моделі машинного навчання можуть бути представлені як клітинні автомати. Стан кожної клітинки в автоматі представляє параметр або частину архітектури моделі. Тоді еволюція автомата буде регулюватися набором правил, які визначають зміну автомату в часі, що залежить від поточного стану автомату.

Такий підхід розширює клас моделей, процес розвитку яких описується традиційними еволюційними методами. Процеси побудовані на основі клітинних автоматів є більш складної та гнучкої форми. Використання клітинних автоматів може забезпечити більш інтуїтивно зрозумілий спосіб представлення еволюційної моделі машинного навчання. Оскільки клітинні автомати володіють локальною взаємодією між елементами, то це дозволяє удосконалити властивості нейронної мережі та позбутись такого недоліку, як перенасичення навчання.

Для оцінки якості побудованих моделей розглянуто порівняння кожного типу мережі на одній й ті ж вибірці даних з однаковими

параметрами. Оцінювалась точність, швидкість, збіжність та ефективність кожного з підходів.

Ключові слова. нейронна мережа, еволюційні алгоритми, клітинні автомати, точність, моделювання динамічних систем.

Постановка проблеми. Побудова та розвиток нейронної мережі пов'язані з рядом проблем, що виникають в процесі. До них можна віднести перенасиченість, хаотичність та не стабільність процесу, не упорядкованість, не можливість адаптації алгоритму побудови під нові умови та обставини.

Застосування клітинних автоматів у нейронних мережах дозволяє розподілити навчання та обробку інформації між окремими клітинами. Кожна клітина може мати свій власний набір ваг та параметрів, що дозволяє їй виконувати обчислення та приймати рішення незалежно від інших клітин. Це забезпечує гнучкість та адаптивність моделі, оскільки кожна клітина може навчатися та адаптуватися до свого околу окремо.

Такий підхід до навчання нейронних мереж дозволяє перенесення знань на нові задачі або ситуації. Оскільки кожна клітина може навчитися реагувати на певні характеристики вхідних даних в процесі еволюції. Це забезпечує більш гнучкий та адаптивний підхід до навчання мережі, де модель може засвоювати та використовувати як старі, так і нові знання для рішення інших задач.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У роботі [1] вперше зроблена спроба поєднати клітинні автомати з нейронними мережами для опису самоорганізуючих систем. Детально описана та проаналізована структура моделі генотипу кожної клітини, що відповідає за її еволюцію. Такий контролер генотипу реалізовано за допомогою нейронної мережі. Наведена в роботі модель є дискретною в часі, що надає можливість реалізувати взаємозв'язок між клітинами нейронної мережі.

В роботі [2] реалізований аналог штучного нейрону. Для кожної клітини вказано положення змодельованого об'єкту, стан якого є вхідним сигналом для пов'язаного з ним нейрону. Процес розвитку такої системи на початку є хаотичним, але з часом прямує до самоорганізації, яка обумовлена хаотичністю побудованої нейронної мережі. В роботі [3] розглянуто пряму задачу – використання нейронних мереж при побудові КА. Дана модель досліджує правила зміни стану тривимірних клітинних автоматів, та можливість отримання структури встановленого вигляду.

Більшість спроб поєднати клітинні автомати з нейронною мережею не принесли результату, на який сподівались дослідники. Це пов'язано з тим, що побудовані моделі враховували лише внутрішній взаємозв'язок між клітинами та нейронами та не враховували вплив зовнішніх факторів.

Формування цілей статті. Метою роботи є побудова нейронної мережі на основі клітинного автомату, що виправить певні недоліки нейронних мереж.

Основна частина. Розглянемо побудову нейронної мережі з використанням клітинного автомату на прикладі нейронної мережі, що обробляє зображення.

Був реалізований спеціальний клас який представляє собою шар нейронної мережі. Цей клас використовує підхід клітинного автомату для обробки зображень, роль клітин відіграють пікселі. В такому випадку може бути використаний для обробки зображень, де кожна клітина відповідає нейрону, а стани клітин представляють ваги та активації. Клітинний автомат може мати свої правила взаємодії та оновлення станів клітин.

Кожна клітина (нейрон) має свої ваги A та B , а також зміщення z , які визначаються як змінні ваги шару. Ваги ініціалізуються випадковими значеннями.

Вхідні дані на кожному кроці еволюції проходять крізь згорткові операції, які використовують ваги A та B . Результати згортки додаються до зміщення z , і використовується функція активації ReLU для отримання наступного шару. Це дозволяє клітинному автомату виявляти та виділяти ознаки у зображеннях.

Оновлення ваг A , B та z відбувається під час процесу навчання, за допомогою методу зворотного поширення помилки. Нейронна мережа навчається оптимізувати ці ваги, щоб покращити точність та продуктивність моделі.

Таким чином, побудований клас використовує концепцію клітинного автомату для обробки зображень у контексті нейронних мереж, дозволяючи моделі виявляти та розпізнавати ознаки у зображеннях.

Після навчання моделей, виконується оцінка їхньої ефективності на тестових даних та візуалізація історії навчання. Для наочності оцінювання результатів тестування було створено програмне забезпечення, що працює на запропонованій ідеї.

Результатом роботи є два графіки для кожної моделі, а саме графік зростання точності відносно епохи і графік спадання втрат відносно епохи, що дозволить нам порівняти всі три моделі між собою. Також програма виводить час витрачений на одну епоху і відповідні значення точності та втрат для тренувального і валідаційного датасетів для кожної епохи.

На цих графіках (рис.1) спостерігається зростання точності на тренувальному датасеті (синій графік), а також зростання точності для валідаційного дата сету (помаранчевий графік), на лівому графіку. На правому можемо побачити втрати для тренувального датасету відносно епохи (синій графік), а також графік втрат відносно епохи для валідаційного графіка (помаранчевий графік).

По графіку точності спостерігається, що ANN дуже швидко починає “перенавчатись”. Це свідчить про те, що вона досягла свого ліміту “розуміння” патернів зображення і почала запам’ятовувати тренувальний датасет.

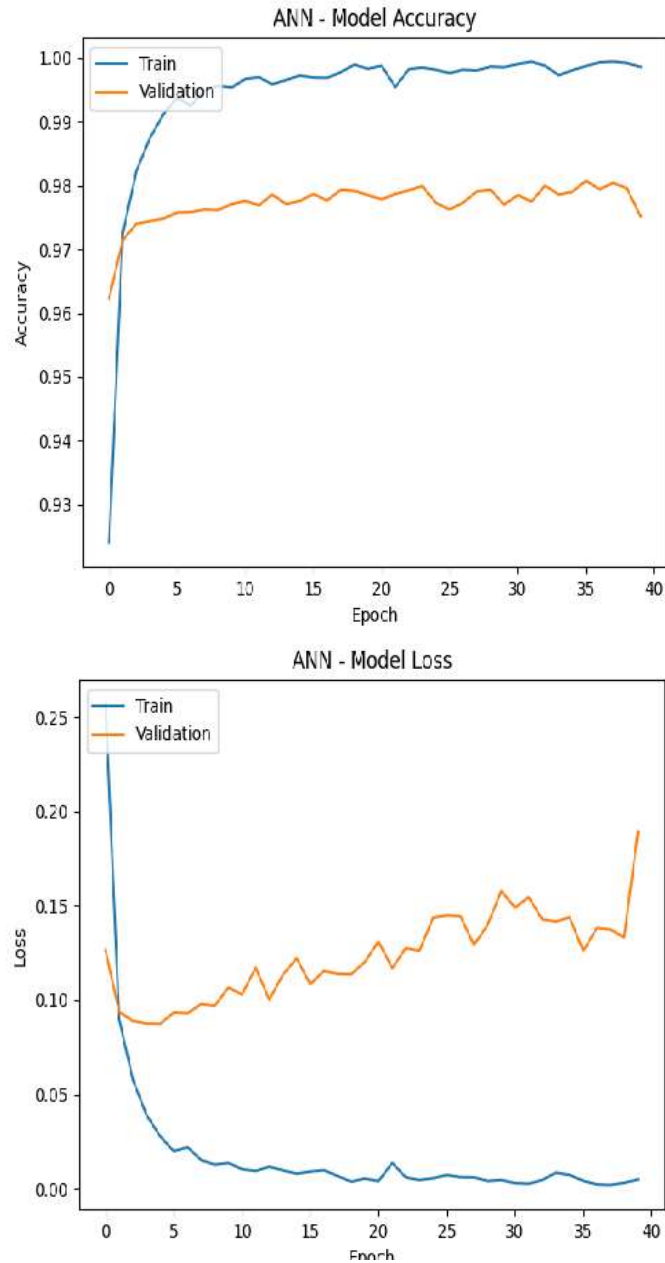


Рис. 1. Графік для ANN

Також можна зазначити що графіки для валідаційного і тренувального датесетів мають різну форму як для ANN так і для CNN.

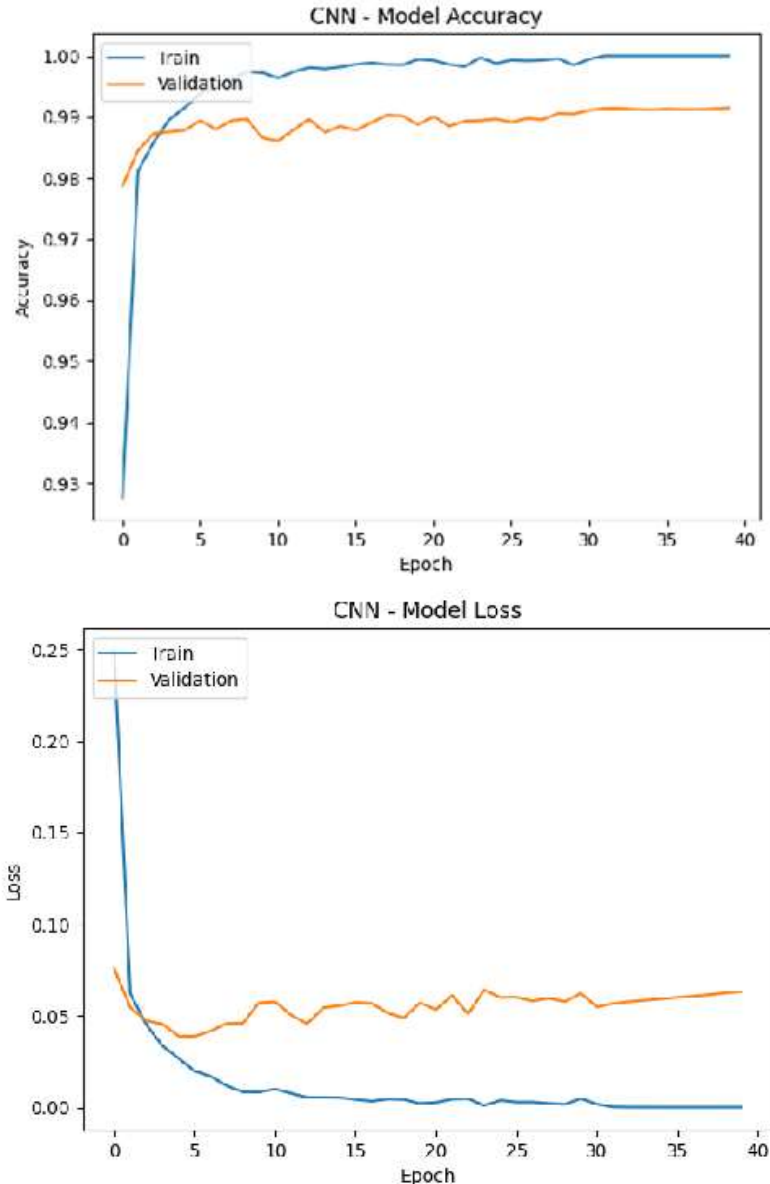


Рис. 2. Графіки для CNN

Наявна відмінність від графіків для CNN і ANN, тут точність для валідаційного датасету деякий час була вище ніж для тренувального, але при цьому точність як для валідаційного так і для тренувального датсетів зростає спів розмірно і графіка мають однакову форму. Також треба зазначати що ця модель має найменшу точність, а саме на 0.5% нижче ніж у ANN і на 1.5% нижче ніж у CNN. З вище наведеного можна зробити висновок що нейронні мережі на основі клітинних автоматів краще розпізнають загальні риси об'єктів але трохи поступаються CNN у розпізнанні дрібних деталей, що є цілком нормально так як CNN на разі є найкращою архітектурою для розпізнання образів. Але на більш складних завданнях, таких як розпізнання обличчя нейронні мережі на основі клітинних автоматів зможуть конкурувати з CNN у точності, так як вони більш адаптовані до змін, це впливає з того що на певній кількості епох точність на валідаційному датасеті була краща ніж на тренувальному.

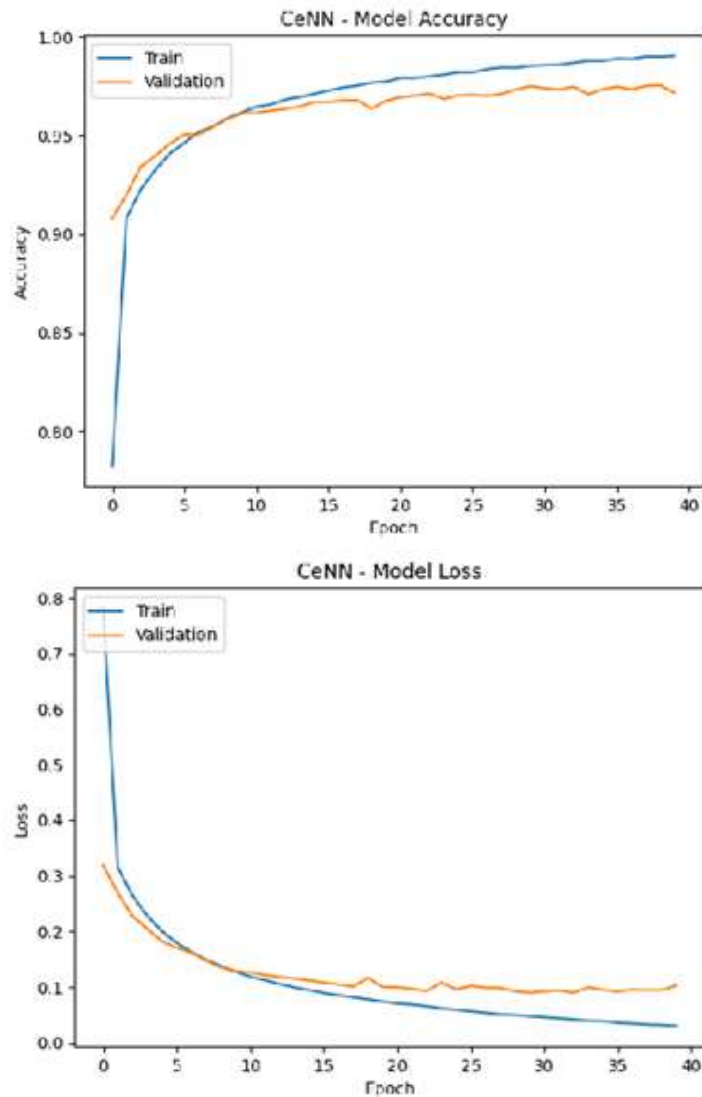


Рис. 3. Графіки для нейронної мережі на основі клітинних автоматів

Також порівнюючи всі ці графіки можна зазначити що нейронні мережі на основі клітинних автоматів мають найменше “коливання” в точності, що може свідчити про кращу стійкість перед шумами.

Тепер порівняємо швидкість опрацювання зображень цих трьох моделей.

```
Epoch 1/40
375/375 [=====] - 2s 5ms/step - loss: 0.2570 - accuracy: 0.9240 - val_loss: 0.1264 - val_accuracy: 0.9623
```

Рис 4 Показники ефективності ANN

Як ми бачимо на одну епоху модель ANN витрачає 2 секунди і 5 мілісекунд на одне зображення, забігаючи наперед можна сказати що це найкращий показник швидкості серед представлених трьох моделей.

```
Epoch 1/40
375/375 [=====] - 8s 20ms/step - loss: 0.2493 - accuracy: 0.9276 - val_loss: 0.0758 - val_accuracy: 0.9787
```

Рис 5 Показники ефективності CNN

Згортова нейронна мережа витрачає 20 мілісекунд на одне зображення і 8 секунд на одну епоху, тобто вона в 4 рази повільніше за ANN, що зумовлено її складністю.

```
Epoch 2/40
750/750 [=====] - 5s 7ms/step - loss: 0.3158 - accuracy: 0.9082 - val_loss: 0.2694 - val_accuracy: 0.9199
```

Рис. 6 Показники ефективності нейронної мережі на основі клітинних автоматів

Тут можна побачити що по швидкості нейронна мережа на основі клітинних автоматів не сильно уступає ANN хоча і є більш складною, всього 7 мілісекунд на одне зображення і 5 секунд на одну епоху (різниця в більше ніж 2 рази на одну епоху зумовлена тим що для нейронної мережі на основі клітинних автоматів на одну епоху приходиться в два рази більше зображень).

Висновки. Згортова нейронна мережа показала найкращий результат, але швидко почала “перенавчатись”. Графіки для валідаційного і тренувального датасетів мають різну форму, як для ANN так і для CNN.

Мережа на основі клітинного автомату може набути важливого значення у сфері обробки зображень і візуального розпізнавання завдяки своїй унікальності в моделюванні складних структур і процесів. Також, у випадку подальшого покращення алгоритмів і вдосконалення технологій, цей тип нейронної мережі може стати справжньою альтернативою для традиційних ANN і CNN в певних застосуваннях.

Література

1. Wilfried E., István F. Evolving Self-organizing Cellular Automata Based on Neural Network Genotypes. *Self-Organizing Systems*. 2011. pp. 16–25.
2. Claude S., W. Geoffrey. Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining. 2017. Режим доступу: URL: <https://link.springer.com/referencework/10.1007/978-1-4899-7687-1>
3. Ванін, В., Залевська, О., Сидоренко, Ю., Gong, X., & Ковальчук, О. (2023). Алгоритми нейронних сіток для пробудови клітинних автоматів. *Сучасні проблеми моделювання*, (24), С. 28-36. <https://doi.org/10.33842/2313-125X-2022-24-28-36>.
4. Rafał S., W. Geoffrey Computer Vision Methods for Fast Image Classification and Retrieval. *Studies in Computational Intelligence*. 2020. volume 821. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-12195-2>.

APPLICATION OF CELLULAR AUTOMATA IN THE DEVELOPMENT OF NEURAL NETWORKS

Volodymyr Vanin, Olga Zalevska, Valeriy Mozharovsky, Olga Golova,
Dmytro Spirintsev

Evolutionary computing is a branch of artificial intelligence that uses methods that describe natural processes. Such methods include finding solutions to complex nonlinear problems such as pattern recognition, finding the best solution among many, modelling the mutation process, etc. Evolutionary algorithms are also used to automate the process of finding the best combination of parameters for a machine learning model. The use of cellular automata to model the evolutionary process using a neural network is possible only at the beginning of the process. In this case, machine learning models can be represented as cellular automata. The state of each cell in the automaton represents a parameter or a part of the model architecture. Then the evolution of the automaton will be governed by a set of rules that determine the change of the automaton over time, depending on the current state of the automaton.

This approach expands the class of models whose development process is described by traditional evolutionary methods. Processes based on cellular automata are more complex and flexible. The use of cellular automata can provide a more intuitive way of representing an evolutionary machine learning model. Since cellular automata have local interaction between elements, this allows improving the properties of a neural network and getting rid of such a drawback as overfitting.

To evaluate the quality of the built models, we compared each type of network on the same data sample with the same parameters. The accuracy, speed, convergence, and efficiency of each approach were evaluated.

Keywords. neural network, evolutionary algorithms, cellular automata, accuracy, modeling of dynamic systems.

References

1. Wilfried E., István F. Evolving Self-organizing Cellular Automata Based on Neural Network Genotypes. *Self-Organizing Systems*. 2011. pp. 16–25.
2. Claude S., W. Geoffrey (2017) *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*.
3. Vanin V., Zalevska O., Sydorenko Y., Gong X., & Kovalchuk O. (2023). Neural Network Algorithms for the Development of Cellular Automata. *Modern Problems of Modelling*. (24). 28-36. <https://doi.org/10.33842/2313-125X-2022-24-28-36> [in Ukrainian]
4. Rafał S., W. Geoffrey *Computer Vision Methods for Fast Image Classification and Retrieval*. *Studies in Computational Intelligence*. 2020. v.821. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-12195-2>.