
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.896.032.26

О. І. СУПРИГАН, Л. М. ВАХОВСЬКА

КОМБІНУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ В ЕЛЕМЕНТАХ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

*Вінницький національний технічний університет,
21021, Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, Україна*

Анотація. Розглянуто моделі генетичних алгоритмів та їх комбінування для підвищення їх функціональних можливостей в системах штучного інтелекту. Розглянуто особливості навчання штучних нейронних мереж за допомогою паралельних генетичних алгоритмів для прийняття рішень в системах штучного інтелекту.

Ключові слова: генетичні алгоритми, штучні нейронні мережі, системи штучного інтелекту.

Abstract. Models of genetic algorithms and their combinations are considered in order to improve their functional capabilities in systems of artificial intelligence. The features of training of artificial neural networks with the help of parallel genetic algorithms for making decisions in systems of artificial intelligence are considered.

Key words: genetic algorithms, artificial neural networks, artificial intelligence systems.

DOI: 10.31649/1681-7893-2019-37-1-5-10

ВСТУП

Одним з найбільш важливих напрямків науково-технічного прогресу є створення та розвиток штучного інтелекту, що здатний розширити коло розв'язуваних задач. Системи, що реалізують штучний інтелект (ШІ) виконують обробку великих обсягів інформації. Тому основна проблема полягає в тривалості та складності обробки інформації.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Під час обробки великих обсягів інформації реалізується велика кількість обчислень, на що витрачаються значні ресурси та час для її обробки. При чому побудова систем, що виконують необхідні операції, залежить від типу даних, що надходять та описують кожну конкретну ситуацію. Через різноманітність даних, що одночасно можуть характеризувати поставлену задачу, виникає проблема створення методик, які дозволять універсалізувати обробку великих обсягів інформації незалежно від її типу.

Доцільно розглянути реалізації, що здатні застосовувати універсальний принцип формування аналітичного результату. Для цього зазвичай використовуються класичні алгоритми роботи з інформацією [1, 2, 3]. Але такі алгоритми мають обмежені можливості в точності та швидкості вирішення складних задач.

Так генетичні алгоритми найчастіше використовують для розв'язання задач оптимізації. Однак в сукупності з іншими методами вони значно підвищують потужність обчислювальної системи. Генетичні алгоритми можна застосовувати до задач, які б без них розв'язувалися повним перебором. Навіть якщо генетичний алгоритм буде спроектований невдало, він в будь-якому випадку надасть результати кращі повного перебору.

Також для задач оптимізації з одним екстремумом застосування генетичного алгоритму є найбільш універсальним способом розв'язання. У випадку ж оптимізації з глобальним і декількома локальними екстремумами вони все ж показують не найкращі результати.

Методи градієнтного спуску є досить потужним інструментом розв'язання задач оптимізації. Але головним недоліком цих методів є обмежена область їх застосування.

Метод зворотного розповсюдження помилки дозволяє скорегувати кожну вагу пропорційно до того, на скільки він буде впливати на загальну помилку. Якщо така помилка буде ітеративно

зменшуватись для кожної ваги, то врешті решт буде отриманий оптимальний набір ваг, який надасть можливість отримати гарні результати.

Крім того, для підвищення швидкодії обробки інформації велике розповсюдження отримують методики паралельної обробки інформації, в яких класичні операції виконуються у великій кількості одночасно. А також це дає можливість не тільки виконувати більшу кількість операцій, але й одночасно класифікувати інформацію, що надходить, при цьому обробка інформаційних потоків проводиться за рахунок використання подібних технологічних елементів, що знижує ресурсні витрати.

Таким чином, метод розпаралелювання може бути реалізований в системах, які містять велику кількість однотипних елементів, взаємопов'язаних, але незалежних – штучних нейронних мереж (ШНМ).

РОЗВ'ЯЗАННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

ШНМ визначають як обчислювальну систему з великою кількістю простих процесорів, працюючих паралельно і об'єднаних багатьма зв'язками, яка може змінювати свою поведінку в залежності від стану навколишнього середовища. Такі прості процесори отримали назву нейронів, так як забезпечують виконання достатньо простих операцій, але для великою кількості даних. Паралельність обробки інформації в ШНМ полягає в тому, що кожен нейрон (процесор) формує свій результат тільки на основі своїх вхідних параметрів і свого внутрішнього стану під впливом загальних механізмів регуляції.

Усі ШНМ працюють за принципом обміну інформацією від кожного до кожного. В результаті всі сигнали, що надходять на нейрони додаються та визначають рівень збудження кожного нейрона. Тобто всі проміжні результати одночасно задіяні в глобальному процесі розв'язання задачі, що значно зменшує час обробки та прийняття рішення. Для збільшення ефективності отримання результату доцільно використовувати вдосконалені алгоритми обробки, які здатні формувати процеси навчання мережі та розширюють клас вирішуваних задач без зміни структури мережі. [4].

Навчання ШНМ можливо багатьма методами: навчання з вчителем або без нього, детерміністські та стохастичні.

Для навчання з учителем потрібен «зовнішній» вчитель, який оцінював би поведінку системи і керував її наступними модифікаціями. При навчання без вчителя, ШНМ шляхом самоорганізації виконує необхідні зміни [3].

Існують також алгоритми навчання жорстко орієнтованих на архітектуру ШНМ, основою для яких є метод зворотного розповсюдження помилки, що базується на градієнтних методах оптимізації (метод надшвидкого спуску, модифікований РарТан, квазіньютонівський і інші) [3].

Сучасні ШНМ навчаються не за чітко визначеним методом, а використовується певна комбінація послідовно застосованих методик різного типу, що дає можливість враховувати та взаємно зменшувати значення помилки навчання.

Останнім часом все більшого застосування набуває методика навчання за допомогою генетичних алгоритмів, що дає змогу не тільки обробляти велику кількість даних, але й враховувати їх взаємних вплив та еволюційну зміну [5, 6, 7, 8].

Системи, що використовують ШНМ володіють високим ступенем автоматизації, що дозволяє за принципом обробки наблизитись до імітації людського мислення. Подібні системи цікаві тим, що можуть приймати різну модель реалізації від найпростішого перцептронну до складних багаточарових структурованих нейронних мереж.

Під час розгляду принципу навчання нейронних мереж поставало питання про створення максимально ефективного принципу навчання, який би дозволяв виконувати операції оцінювання та прийняття рішення з максимальною точністю за найкоротший час.

На сьогодні найбільш наближені до вирішення цього питання методики з використанням генетичних алгоритмів. Але класичні генетичні алгоритми не дають можливості скоротити час обробки, а лише задовольняють умову досягнення точності. Це відбувається за рахунок того, що за своїм принципом дії генетичний алгоритм – ймовірнісний процес, який не можливо передбачити з великою точністю, тому необхідно виконувати його повторення - багатократне створення нових популяцій, які формують покоління та епохи [5, 6].

Доцільно розглянути генетичний алгоритм на можливість розпаралелювання процесів. Тобто в той самий час будуть створюватись не одна популяція характеристик, а декілька, кількість буде обмежуватись розміром вхідного шару. Таким чином, питання обробки даних зводиться до використання паралельного принципу роботи генетичного алгоритму.

Для розпаралелювання генетичного алгоритму доцільно використовувати модель "клієнт-сервер", оскільки вона лише незначною мірою змінює реалізацію класичного послідовного генетичного алгоритму. При цьому витрати на обчислення значень фітнес-функцій рівномірно розподіляється по всіх

процесорах, для яких застосовується та сама фітнес-функція. Тому для n особин й P однакових процесорів до кожного процесора відноситься n/P особин.

Значення фітнес-функцій обчислюються кожним з процесорів, які відсилають результати до центрального процесора, де відбувається обробка та узагальнення отриманої інформації, а результат повертається робочим процесорам. Таким чином головний процесор містить значення всіх фітнес-функцій та має можливість на базі цього генерувати наступні покоління особин.

Але слід відмітити, що неможливо забезпечити кожному популяцію окремим процесором, тому необхідно застосувати методіку розподілення потоків популяцій між всіма процесорами. Така методіка носить назву "модель островів". вона базується на тому, що кожна популяція утворює так званий ізольований "острів", в межах якого відбувається формування нових поколінь.

Таким чином виникає можливість значного скорочення часу обробки даних та формування оптимальних результатів. Це відбувається завдяки розподілу пошуку в різних областях простору рішень. При цьому основними факторами, що впливають на ефективність роботи генетичного алгоритму є: топологія (відносини між сусідами) (рис.1), ступінь міграції, час ізолювання та стратегія відбору та заміни на найкращі особини в популяції.

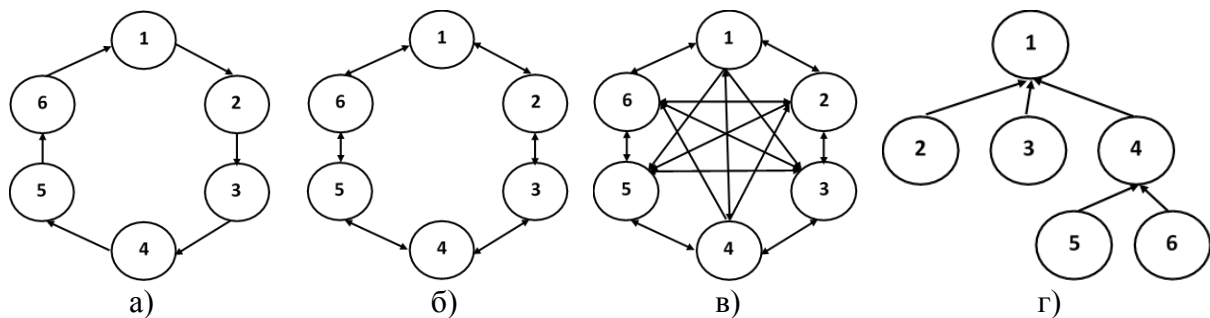


Рис. 1. Типові схеми обміну особинами в моделі островів:

- а) обмін по кільцю,
- б) двонаправлений обмін по кільцю,
- в) рівноправний обмін,
- г) обмін по дереву.

На базі моделі островів було розроблено ряд моделей паралельних генетичних алгоритмів, кожна з яких дає можливість задовольняти певні вимоги по обробці даних (рис. 2).

Кожна з моделей паралельного генетичного алгоритму задовольняє лише конкретні умови обробки інформації, тобто вирішує лише вузький спектр задач. Для розширення можливостей обробки доцільно використовувати принцип комбінування декількох моделей, тобто створити складну паралелізацію генетичного алгоритму, яка буде залежати від рівня застосування, або етапів обробки інформації. Такі моделі генетичних алгоритмів називаються гібридними.

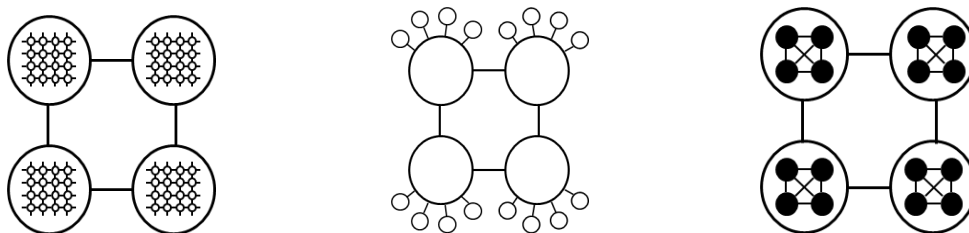


Рис. 2. Реалізація паралельних генетичних алгоритмів.

В такому випадку генетичний алгоритм стає складною системою, яка складається мінімум з двох рівнів: на нижньому знаходяться хромосоми для вирішення конкретної проблеми, а на верхньому розташовуються параметри генетичного алгоритму (розмір популяції, ймовірність схрещування та мутації, тощо). Тобто при роботі генетичного алгоритму відбувається корегування параметрів нижнього алгоритму. Для спрощення математичного опису такого впливу, прийнято, що обмін параметрами між двома алгоритмами (на нижньому та верхньому рівнях гібридизації) буде враховуватись як схрещування

хромосом в популяціях, а мутація буде відбуватись в залежності від поточної зміни тих самих параметрів.

Таким чином, використовуючи отримані корегування відбуваються звичайні процеси генетичного алгоритму, тобто вирішується конкретна проблема. Результати якої формують нову популяцію для наступного циклу навчання.

Проаналізувавши можливості застосування генетичних алгоритмів та структуру їх роботи, постає питання про використання їх в системах штучного інтелекту, а саме в нейронних мережах. Якщо розглядати використання генетичних алгоритмів, то можна сказати, що створюється можливість не тільки проводити аналіз існуючих даних, але й створювати можливості формування майбутніх можливостей виходячи з аналізу ймовірнісних залежностей.

Структура методики обробки даних в генетичному алгоритмі близька за принципом до побудови нейронної мережі. А принцип прийняття рішення є процесом навчання, так як формування популяцій та заміна особин дає можливість корегувати рішення на кожному етапі обробки. Таким постає питання про використання нейронних мереж не тільки для виконання класифікації, але й для аналітичного дослідження інформації, що надходить. При чому можливість розділення інформації на популяції дає можливість не тільки приймати рішення щодо інформативності, але й аналізувати дані, що надходять. Тобто генетичний алгоритм цілком задовольняє вимоги щодо навчання ШНМ при надходженні високодинамічної інформації у великій кількості

Одночасно з цим постає питання використання технічних моделей, які наближаються за функціональним навантаженням до можливостей людського мозку, тобто нейронних мереж. Для цього повинна виконуватись умова застосування ШНМ для прийняття рішення, а саме: нейронна мережа повинна навчатись досліджувати певні параметри та формувати висновки про еволюційні можливості розвитку інформації. Звичайно, навчання нейронних мереж є досить складним тривалим процесом, а моделювання такого процесу потребує значних ресурсних витрат.

Для отримання нейромережевої моделі, яка буде вирішувати задачу із заданим показником якості, зазвичай необхідно пройти такі етапи:

- підготувати дані, визначитися з типом мережі, визначити входи і виходи;
- вирішити задачу про первісну структуру мережі - шари і нейрони в них;
- навчити мережу, тобто підібрати коефіцієнти зв'язків між нейронами,
- перевірити навчену мережу в реальній роботі.

Для вирішення еволюційних задач використання динамічної інформації доцільно використовувати рівноправне об'єднання нейронної мережі та генетичного алгоритму з умовою багатократного повторення операцій. Такий підхід дозволяє не тільки досліджувати інформаційну складову, але й контролювати топологію побудови цілої нейромережі. Такий підхід вимагає використання складної моделі використання генетичного алгоритму, тобто в таких випадках доцільно застосовувати паралельні генетичні алгоритми. Вони дають змогу керувати параметрами зміни популяцій та завчасно прогнозувати їх кількості, а саме це й дозволить контролювати зміну топології мережі в залежності від поставленої задачі.

Під час використання генетичних алгоритмів для навчання нейронних мереж або шукають комбінацію ваг для синаптичних зв'язків, або підбирають мережу з певними параметрами, тобто загальну структуру мережі. При використанні першого підходу отримується певна популяція, яка дозволяє тільки виконувати класифікацію інформації. Таким чином для вирішення складних задач необхідно підбирати структурну будову мережі, яка буде враховувати особливості навчання.

Якщо використати паралельний ГА в ШНМ, то слід врахувати, що він застосовується як інструмент навчання цілої мережі, але при цьому не іде мова про можливість підвищення ефективності використання ШНМ за рахунок використання її особливостей. Мова іде про архітектуру ШНМ, адже вона від самого початку має паралельну будову, що можна використати для формування принципів розпаралелювання обробки інформації на будь-якому рівні.

Виходячи з цього виникає можливість використання цього паралелізму. Тобто навчання мережі проводити одразу по декількох шляхах, при цьому створювати паралельно декілька популяцій, які будуть враховувати характеристики еволюційного спрямування в межах однієї епохи. В результаті будуть створюватись одночасно декілька поколінь не чекаючи закінчення попередніх, що приведе до значного скорочення часу обробки при формуванні однакової кількості популяцій.

Як видно з описаного раніше, для вирішення задачі ефективного використання нейронних мереж необхідно використовувати багато складних операцій та методик формування результату.

Але тут також постає питання про швидкість та точність отримання рішення. Адже для точного результату необхідно багатократно використовувати генетичний алгоритм, що призводить до формування додаткових поколінь даних. Якщо ж жорстко обмежити кількість циклів генетичних

алгоритмів, то виникає питання по встановленню характеристичних параметрів як генетичного алгоритму, так і всієї мережі.

Таким чином пошук методів максимально оптимальної обробки інформації зводиться до використання гібридних паралельних генетичних алгоритмів для навчання нейронних мереж. Що дозволяє не тільки розпаралелити процес навчання, тобто пошук необхідних оптимальних популяцій, але й максимально скоротити час формування кінцевого результату, тобто аналіз життєздатних популяцій буде відбуватись одночасно в усіх шарах нейронної мережі, що дозволить не тільки навчати мережу, але й контролювати весь процес еволюційної зміни інформації.[7, 8,].

Отже, для вирішення таких задач пропонується також використати багатократно генетичний алгоритм, але не послідовно, а паралельно одразу у всьому шарі нейронної мережі. Тобто розташувати генетичний алгоритм на кожному нейроні. Це призведе до значного зменшення циклів навчання мережі. Але недоліком такого підходу є те, що на окремий нейрон неможливо застосувати генетичний алгоритм, отже в такому випадку, в якості нейрона доцільно взяти також мережеву технологію, а саме – елементарний класичний перцептрон, який дасть змогу не тільки використати принцип навчання за допомогою генетичного алгоритму, але й формувати певний результат, який буде уточнюватись в наступному шарі загальної нейронної мережі.

Такий підхід дозволить одночасно формувати стільки популяцій, скільки містить нейронів кожний шар мережі, тобто створюється максимально можливий набір особин, що дозволяє аналізувати покоління за мінімальну кількість циклів навчання мережі, та обмежений лише розміром ШНМ.

Виходячи з цього, можна стверджувати, що буде побудована складно структурована мережа, для вирішення складних задач. При чому характеристики її роботи будуть залежати від цільової функції генетичного алгоритму, тобто від типу задачі, що необхідно вирішити.

В такому випадку навчання ШНМ буде проходити на двох рівнях (рис. 3). В нейронах (перцептронах) – на нижньому рівні – відбуваються процеси звичайних генетичних алгоритмів, в яких кожна особина надає рішення конкретної проблеми та розвивається звичайним чином. При чому, кожний перцептрон формує окрему популяцію особин, що забезпечує врахування динаміки вхідних даних. А на верхньому рівні – глобальна нейронна мережа – відбувається навчання за паралельним генетичним алгоритмом, який як особини використовує параметри нижнього рівня [9, 10].

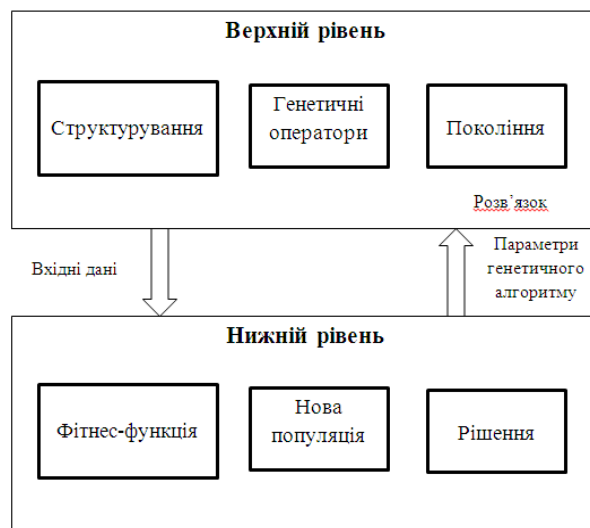


Рис. 3. Структуроване навчання нейронної мережі гібридним генетичним алгоритмом.

Така комбінація генетичних алгоритмів дозволяє значно скороти час формування оптимальної кількості популяцій для прийняття кінцевого рішення. При чому оптимальність досягається за рахунок паралельної обробки результатів багатократного використання звичайних генетичних алгоритмів.

Як наслідок, виникає можливість досліджувати архітектуру ШНМ, щодо здатності самоналаштуватись під кожну конкретну ситуацію існування популяцій. Такий підхід дозволяє припустити, що використання стандартної архітектури НМ не буде обмежувати клас вирішуваних задач.

ВИСНОВКИ

Проведений аналіз існуючих методів навчання ШНМ показав недосконалість класичних методик та неможливість їх використання в універсальних СШІ. Універсальність таких систем обмежується типами даних та варіативністю прийняття рішень. Максимальне наближення до реалізації штучної інтелектуальної обробки інформації можлива за допомогою ГА, які дозволяють враховувати еволюційні зміни даних. А так як дані про об'єкти є різноманітними, то для універсалізації їх сприйняття було запропоновано використати комбінацію ГА різних типів для навчання ШНМ на різних рівнях архітектури, тобто виникла необхідність формування складноструктурованої ШНМ. Такий підхід дозволив проводити паралелізацію обробки даних та навчання ШНМ, що зменшило кількість циклів створення популяцій, при цьому не зменшуючи їх кількості, а відповідно й прискорюючи час обробки даних.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Н. И. Глебов, Ю. А. Кочетов, А. В. Плясунов. (2000). Методы оптимизации. Новосибирск: Изд-во НГУ.
2. С. Хайкин. (2006). Нейронные сети: полный курс (2-е изд.). Москва: Вильямс.
3. Теория нейронных сетей. (2011) <http://robocraft.ru/blog/algorithm/558.html>.
4. П.И. Раков, Б.А. Чичков (2005) Классификация искусственных нейронных сетей. Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации, 85, 82-87.
5. Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. (2006). Генетические алгоритмы. Москва: ФИЗМАТЛИТ.
6. А. Ю. Кононюк. (2008). Нейронні мережі і генетичні алгоритми. К.: «Корнійчук».
7. О. И. Федяев, Ю. И. Соломка. (2012). Применение генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей <http://www.uran.donetsk.ua/~masters/2004/fvti/solomka/library/article2.htm>.
8. Ф. М. Липанов, Тюрников, Суворов, Шелковников, Гуляев. (2010). Применение генетического алгоритма для обучения нейронной сети в задаче идентификации СТМ-изображений. Позуновский вестник, 2, 217-221.
9. Суприган О. І., Ваховська Л. М. (2018, травень). Інтернет-Освіта-Наука-2018 (ІОН-18). Аналіз можливостей використання генетичних алгоритмів в елементах нейронної мережі. Вінниця.
10. Суприган О. І., Ваховська Л. М. (2018, жовтень). PHOTONICS – ODS – 2018. Паралельне навчання нейронної мережі комбінованим генетичним алгоритмом. Вінниця.

REFERENCES

1. N.I. Glebov, Yu. A. Kochetov, A.V. Plyasunov. (2000). Optimization methods. Novosibirsk: Publishing House of NSU.
2. S. Khaikin. (2006). Neural Networks: A Complete Course (2nd ed.) Moscow: Williams.
3. Theory of neural networks. (2011) <http://robocraft.ru/blog/algorithm/558.html>.
4. P.I. Rakov, B.A. Chichkov (2005) Classification of artificial neural networks. Scientific Bulletin of the Moscow State Technical University of Civil Aviation, 85, 82-87.
5. L.A. Gladkov, V.V. Kureichik, V.M. Kureichik. (2006). Genetic Algorithms. Moscow: FIZMATLIT.
6. Yu. Kononyuk. (2008). Neuron measures and genetic algorithms. K.: Korniyuchuk.
7. O. I. Fedyaev, Yu. I. Straw. (2012). The use of genetic algorithms for training neural networks <http://www.uran.donetsk.ua/~masters/2004/fvti/solomka/library/article2.htm>.
8. F. M. Lipanov, Tyurikov, Suvorov, Shelkovnikov, Gulyaev. (2010). The use of a genetic algorithm for training a neural network in the task of identifying STM images. Pozunovsky Bulletin, 2, 217-221.
9. Suprigan O. I., Vakhovska L. M. (2018, grass). Internet-Osvita-Science-2018 (ION-18). Analysis of the possibilities of genetic genetic algorithms in elements of neural measure. Vinnitsya.
10. Suprigan O. I., Vakhovska L. M. (2018, Zhovten). PHOTONICS - ODS - 2018. Parallel to the beginning of a neural measure by combining a genetic algorithm. Vinnitsya.

Надійшла до редакції 12.02.2019

ОЛЕНА ІВАНІВНА СУПРИГАН – к.т.н., доцент кафедри Інтелектуальних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна

ЛЮБОВ МИХАЙЛІВНА ВАХОВСЬКА – асистент кафедри Інтелектуальних систем, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна