

DOI 10.20535/2411-1031.2022.10.1.261175  
УДК 004.8

АНДРІЙ ДІВІЦЬКИЙ,  
АНТОН СТОРЧАК,  
АНТОН КРАМСЬКИЙ,  
СЕРГІЙ САЛЬНИК

## МЕТОД НАВЧАННЯ МАРШРУТІВ ПЕРЕДАЧІ ДАНИХ В МОБІЛЬНИХ РАДІОМЕРЕЖАХ

Запропоновано метод навчання маршрутів передачі даних в бездротових самоорганізованих мережах. Описано особливості побудови мереж даного класу. Показано основні завдання функціонування системи управління бездротовими самоорганізованими мережами. Проаналізовано основні методи навчання, які використовуються для прогнозування змін маршрутів передачі даних. Роз'яснено ефективність при застосуванні в певних галузях та невідповідність до вимог, які висуваються до методу, що розробляється. Описано сутність прогнозування та безпосередній зв'язок з процесом навчання маршрутів передачі даних. Зображено систему маршрутизації як необхідну складову для безперебійної роботи бездротових самоорганізованих мережах. Показано сутність та вимоги до методу навчання. Розглянуто блок навчання підсистеми прогнозування, призначення якого полягає у побудові бази правил, спрямованих на виявлення істотних залежностей у тимчасовому ряді на основі використання обраного алгоритму навчання генетичного алгоритму, в його основі лежить використання еволюційних принципів для пошуку оптимального рішення. Показано варіанти підвищення ефективності скалярної оптимізації. Суть методу полягає у навчанні параметрів (загальна затримка передачі маршрутів; маршрути мережі; мінімальна пропускна спроможність; надійність; завантаження) маршрутів передачі даних за допомогою методу скалярної оптимізації, призначеного для динамічного вибору найбільш ефективної функції пристосовуваності який застосовується в кожному новоствореному поколінні еволюційних алгоритмів. Проаналізовано задачі оптимізації з допоміжними критеріями та навчання з підкріпленням. Алгоритм "Еволюційний алгоритм та навчання з підкріпленням" дозволяє здійснювати керування процесом виконання еволюційного алгоритму. Описано задачу Hierarchical-if-and-only-if function та показано її ефективність під час роботи з різними алгоритмами. Параметри, використані в роботі, відповідають параметрам досліджень, що надає можливість порівняти отримані результати з результатами, отриманими раніше. В ході роботи над методом відображено його ефективність та здійснено порівняльний аналіз з подібними методами багатокритеріальної оптимізації.

**Ключові слова:** бездротові самоорганізовані мережі, передача даних, навчання маршрутів, генетичний алгоритм, еволюційний алгоритм.

**Постановка проблеми.** На сьогодні одним з найбільш перспективних напрямів розвитку сучасних інформаційно-комунікаційних систем та мереж є бездротові самоорганізовані мережі (БСМ). Дані мережі характеризуються мобільністю, динамічною топологією, самоорганізованістю, відсутністю фіксованих маршрутів передачі даних [1].

До особливостей побудови мереж даного класу відноситься [2]: наявність неточності, неповноти та непередбачуваності отримання даних, використання вузлів у ролі маршрутизаторів, комутаторів і кінцевих пристроїв, ресурсна обмеженість мобільних вузлів. Внаслідок чого одними з основних завдань під час функціонування БСМ є забезпечення надійної передачі даних із заданою якістю обслуговування, забезпечення безперебійної роботи мережі та швидкого відновлення у разі виходу з ладу, що забезпечується прогнозуванням часу зміни маршрутів передачі даних. Це обумовлено тим, що кожен тип трафіку, який циркулює в мережі, вимагає визначення параметрів надійності, продуктивності, пропускної здатності, а також

вимог відносно якості прогнозування часу для перевантаження та обслуговування систем управління БСМ [2], до яких можна віднести ідентифікацію, навчання, та прогнозування часу змін маршрутів передачі даних, зокрема процес навчання для якого розробляється метод.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** На теперішній час доволі багато уваги приділялося вирішенню питань по забезпеченню якісного функціонування БСМ [1]. Існують методи підтримання якості функціонування та прогнозування часу перевантаження маршрутів передачі даних. Однак, дані методи ефективні в комп'ютерних мережах, але не враховують особливості функціонування БСМ. Вони застосовують для функціонування мережевий та каналний рівні, на яких здійснюється управління чергами, контроль потоку трафіку та його параметрів, недопускання перевантажень, управління зворотнім зв'язком [3].

Для розв'язання поставленого завдання у межах даної роботи доцільно проаналізувати найбільш поширені методи навчання, які використовуються в штучному інтелекті: методи машинного навчання, експертного навчання та навчання за допомогою нейронних мереж.

Метод машинного навчання (Randomforest) є одним з поширених методів машинного навчання, що полягає у використанні ансамблю дерев рішень. Застосовується для задач класифікації, регресії та кластеризації. Перевагами даного методу є можливість оцінювання значимості ознак у моделі, висока швидкість навчання та легка інтерпретація отриманої моделі. Недоліками є схильність до перенавчання, особливо з багатьма рівнями шумів, великий розмір отримуваних моделей [4], [5].

Експертні методи навчання загалом використовуються для розв'язання більшості типових задач де необхідно застосовувати комплексний підхід з обов'язковою аргументацією вибору методик-складових. Досвідчені фахівці володіють широким спектром загальних знань про процеси, об'єкти та способи їх функціонування, які можна передати іншій людині, але яких важко навчити машину [6], [7].

Методи навчання на основі нейронних мереж – ґрунтуються на комплексному застосуванні нейронних мереж та нечіткої логіки. Сутність методів полягає в модифікації методу навчання Хебба, який побудований на навчанні баз знань без учителя при комплексному використанні нечіткої логіки та апарату нейронних мереж. Дані методи дозволяють проводити поповнення бази знань в процесі функціонування системи виявлення та запобігання вторгнень в мобільних радіомережах [8].

Розглянуті методи навчання показали свою якість та ефективність при застосуванні в різноманітних напрямках та галузях, але не застосовуються в БСМ та не використовують еволюційні алгоритми, що не задовольняє вимогам, які висуваються до розробляемого методу, не здатні розв'язувати завдання на необхідному рівні. Для вирішення визначених завдань з навчання доцільно використовувати генетичні алгоритми (ГА), еволюційні алгоритми (ЕА), зокрема, задачі багатокритеріальної оптимізації. Принцип багатокритеріальної оптимізації полягає в пошуку оптимального рішення, яке одночасно задовольняє більше ніж одну цільову функцію. Генетичні алгоритми на відміну від звичайних алгоритмів не працюють безпосередньо з числами, а використовують для своєї роботи деяку підмножину кодованих рішень [9].

**Метою статті** є підвищення ефективності функціонування системи управління БСМ за рахунок використання еволюційних алгоритмів під час прогнозування змін маршрутів передачі даних.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Система маршрутизації є необхідною складовою для безперебійної роботи БСМ. Нею визначаються один або декількох маршрутів, які є оптимальними у рамках обраних критеріїв (доступної полоси пропускання, швидкості передачі, середньої затримки, джитера, втрат пакетів, ємності батареї та інших) між декількома вузлами або їх множиною. Її завдання полягає у знаходженні оптимальних значень обраних показників якості обслуговування, а також в забезпеченні збалансованого завантаження мережі та каналних ресурсів (див. рис. 1) [10], [11].

Підсистема прогнозування, яка безпосередньо є складовою системи маршрутизації здійснює збирання, обробку, збереження інформації, початкових даних необхідних для

прогнозування, оптимізацію складу вихідних даних, методів вимірювання і надання інформації, уточнення й остаточне формування структури та складу характеристик об'єкта прогнозування, вирішує проблеми ідентифікації, навчання та прогнозування відповідно до завдань, які виконує мережа. Дана підсистема важлива тим, що безпосередньо співпрацює та впливає на процеси, які відбуваються у інших підсистемах нижче показаної моделі: формування та реалізації рішень, управління базою знань, контроль, збір та обробка даних. Підсистема прогнозування є основним елементом моделі. Під час розгляду методу навчання маршрутів передачі даних в бездротових самоорганізованих мережах доцільно розглянути процеси, які відбуваються в блоці навчання підсистеми прогнозування БСМ.

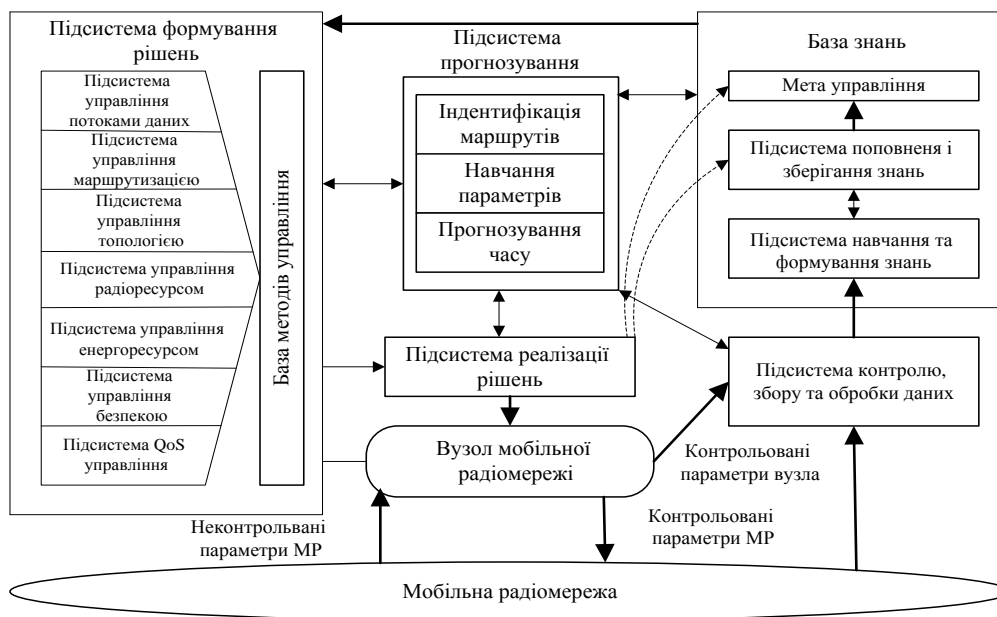


Рисунок 1 – Підсистема прогнозування БСМ

Метод навчання маршрутів передачі даних в БСМ базується на використанні методу скалярної оптимізації, заснованого на застосуванні еволюційних алгоритмів [12], за допомогою навчання з підкріпленням, що здатний забезпечити належну якість навчання параметрів маршрутів передачі даних підсистеми прогнозування БСМ. Даний метод необхідний для підвищення повноти навчання параметрів маршрутів передачі даних за умов, що час навчання не гірший ніж у подібних методів, які використовують ГА.

Метод навчання повинен відповідати вимогам: мінімізація часу навчання; якісне функціонування; самонавчання; використання при непередбачуваний, нечіткій активності в мережі; наявність технології навчання, робота на основі еволюційного алгоритму з навчанням з підкріпленням.

**Вихідні данні.** Розглянемо блок навчання параметрів підсистеми прогнозування, сутність якого полягає у побудові бази правил, спрямованих на виявлення істотних залежностей у тимчасовому ряді на основі використання обраного ГА для навчання. В його основі лежить використання еволюційних принципів для пошуку оптимального рішення. ГА призначені для вирішення задач з оптимізації, які містять у собі функції з декількома змінними, стоїть  $F = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  завдання знаходження її максимуму та мінімуму, відповідно вона називається цільовою функцією, а її змінні – параметрами оптимізації. Функція, що кваліфікує пристосованість, повинна відповідати певній умові: чим якісніша особа, тим краща адаптація. ГА працюють з популяцією фіксованого розміру, яка утворена з особин. Завдяки цьому частина нащадків з утвореного покоління здійснюють заміну особин старого покоління, відповідно до стратегії формування. На основі селективної стратегії проводиться вибір особин для схрещування. Сформована популяція проводить оцінювання та

на його основі відбираються найбільш кращі для схрещування особи. Після схрещування утворюються нащадки і займають місце застарілих особин. Даний процес продовжується до знаходження особи, яка має оптимальний набір параметрів генів, значення цільової функції яких дорівнює або наближене до значень максимуму, мінімуму. ГА зупиняє роботу, якщо популяція вироджується, відсутнє розмаїття у генах особин популяції [13].

Задача скалярної оптимізації може бути перетворена в задачу багатокритеріальної оптимізації шляхом розроблення додаткових критеріїв, котрі володіють раніше визначеними властивостями для запобігання зупинки пошуку рішень в локальному оптимумі [14]. В якості джерела допоміжних критеріїв може бути предметна область. Властивості критеріїв майже завжди не відомі та можуть змінюватися в залежності від проходження етапу оптимізаційного процесу. Тому метод навчання маршрутів в БСМ функціонуватиме за рахунок підвищення ефективності скалярної оптимізації з використанням допоміжних критеріїв. До вихідних даних відносяться: параметри маршрутів передачі даних, загальна затримка передачі маршрутів; маршрути мережі; мінімальна пропускна спроможність; надійність; завантаження.

**Обмеження та допущення.** У зв'язку з неможливістю збору в режимі реального часу інформації про стан БСМ розглянемо процес маршрутизації потоків даних на інформаційному напрямку  $a-b$  який складається з кінцевих вузлів  $a$  та  $b$  відправник та адресат, та множини вузлів, які задіяні при формуванні каналів передачі між  $a$  та  $b$ . Припустимо, що між вузлами  $a$  та  $b$  існує маршрут  $m$ , в якому загальна кількість вузлів дорівнює  $k$ . Вузли можуть змінювати потужність передавача  $p_i(t) \leq p_{i\max}$ . Параметри:  $T_i(t)$  – час життя  $i$ -го вузла. Вид інформації –  $\mathcal{S} = 1-3$  (мова, передача даних, відео); кількість адресатів для кожної сесії  $|b| = 1$  (передача для одного користувача); радіозв'язність між вузлами мережі підтримується протоколом каналного рівня; потужність сигналу на прийомі та співвідношення сигнал/шум вважаємо незмінними. Час існування діючого маршруту  $T_m(t)$  визначається мінімальним часом “життя”  $i$ -го вузла  $T_i(t)$  на маршруті  $m: T_m(t) = \min(T_1(t), T_2(t), \dots, T_i(t))$ ,  $i = \overline{1, k}$ . Параметри стану мережі:  $x_1$  – тип трафіка,  $x_2$  – об'єм інформації,  $x_3$  – кількість адресатів,  $x_4$  – розмір черги,  $x_5$  – час існування маршруту,  $x_6$  – швидкість зміни розміру черги,  $x_7$  – коефіцієнт втрати пакетів,  $x_8$  – затримка передачі пакетів в мережі,  $x_9$  – пропускна здатність каналів.

Набір параметрів (критеріїв) нам відомий, а властивості ні, що вказує на нечітку, непередбачувану мережеву активність.

**Суть методу** полягає у навчанні параметрів (загальна затримка передачі маршрутів; маршрути мережі; мінімальна пропускна спроможність; надійність; завантаження) маршрутів передачі даних за допомогою методу скалярної оптимізації, призначеного для динамічного вибору найбільш ефективної функції пристосовуваності (ФП), який застосовується в кожному новоствореному поколінні еволюційних алгоритмів. Алгоритм працює на виборі з раніше підготовленого набору найбільш ефективної ФП, що відповідає критерію оптимізації та призначена для генерації кожного наступного покоління еволюційного алгоритму (ЕА). В існуючих методах з налаштування ЕА зазвичай налаштовуються не числові параметри фіксованої ФП [15], [16]. Новизною методу, що пропонується є застосування навчання з підкріпленням для налаштування ЕА. В розробляемому методі формулюється задача скалярної оптимізації з допоміжними критеріями, що дає змогу описати роботу еволюційного алгоритму та навчання з підкріпленням (ЕА та НП). На (див. рис. 2) зображено алгоритм роботи методу ЕА та НП.

**Задача оптимізації з допоміжними критеріями.** Рішення даної задачі базується на використанні еволюційних алгоритмів [15], котрі налаштовуються під час їхньої роботи за допомогою навчання з підкріпленням (НП) [16], [17]. Після навчання параметрів та досягнення їх якісних показників, параметри потрапляють до блоку прогнозування для узгодження та остаточного прогнозування маршрутів. Розробляемий метод назвемо еволюційний алгоритм та навчання з підкріпленням (ЕА та НП).

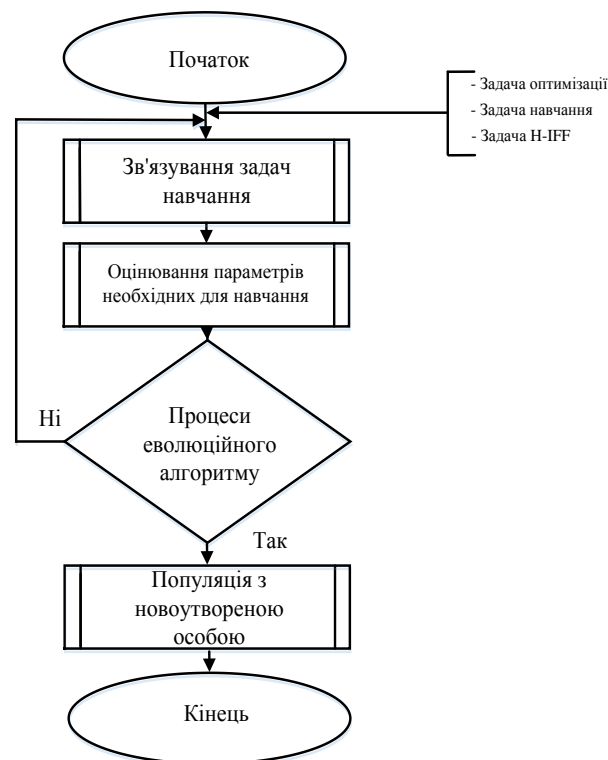


Рисунок 2 – Алгоритм ЕА та НП

Розглянемо задачу скалярної оптимізації з допоміжними критеріями. Позначимо  $W$ , як дискретний простір в якому здійснюється пошук рішень. Нехай  $X \subseteq W$  – множина допустимих рішень, які перебувають в просторі пошуку. Визначимо цільовий критерій  $g : W \rightarrow R$ . Позначимо множину  $H$ , яка складається з  $k$  допоміжних критеріїв:  $H = \{h_i\}_{i=1}^k$ ,  $h_i : W \rightarrow R$ . Метою задачі є максимізація цільового критерію  $g$  з використанням допоміжних критеріїв  $H$  для прискорення процесу оптимізації:  $g_x \rightarrow \max_{x \in X}$ . Рішенням задачі є  $x^* \in X : g(x^*) \geq g(x), \forall x \in X$ . Характер кореляції між цільовим та допоміжними критеріями невідомий. Виникають ситуації, коли деякі допоміжні критерії корелюють з цільовими на певних етапах процесу оптимізації. Деякі допоміжні критерії володіють схожими подібними властивостями, що дозволяє використовувати їх для прискорення процесу оптимізації.

**Задача навчання з підкріпленням.** Розглянемо задачу підвищення ефективності ЕА для розв'язання задачі скалярної оптимізації з допоміжними критеріями, як задачу навчання з підкріпленням [16]. Для розв'язання даної задачі встановлюємо множину дій агента  $A$ , спосіб визначення стану середовища  $s \in S$  та функцію винагороди  $K : S \times A \rightarrow X \subseteq R$ .

Особи, утворені за допомогою ЕА, позначимо як  $x$ . Нехай  $G_i$  –  $i$ -те покоління. Множина дій  $A$  відповідає множині функцій пристосування, котре складається з  $g$  – цільової ФП та елементів множини  $H$  – допоміжних ФП. Застосування дії виконується як вибір деякої ФП  $f_i \in A$  в якості функції, що використовується для оцінювання пристосування осіб ЕА та формування покоління  $G_i : A = H \cup g$ .

Введемо позначення для кращої особи покоління  $G_i$ , яка володіє максимальним значенням обраного для цього покоління ФП  $f_i : z_i = \arg \max_{x \in X} f_i(x)$ . Також введемо визначення для нормованої різниці значень деякої ФП, розрахованої на кращих особах двох послідовних поколінь:

$$\Delta(f, i) = \frac{f(z_i) - f(z_{i-1})}{fz_i}, f \in A.$$

Кожне покоління ЕА поставимо у відповідності з станом середовища. Стан  $S_i$  відповідає поколінню  $G_i$  є вектором ФП  $f \in A$ , який впорядкований по зниженню значень нормованих відмінностей  $\Delta(f, i) : s_i = \langle f_1, f_2, \dots, f_{k+1} \rangle$ ,  $\Delta(f_i, i) \geq \dots \geq \Delta(f_{k+1}, i)$ . У випадку, коли для деяких  $f_a, f_b$  значення  $\Delta(f_a, i)$  співпадає із значенням  $\Delta(f_b, i)$ , функції  $f_a, f_b$  в раніше визначеному порядку. Наприклад, нехай число допоміжних ФП  $k=2$  та у деякому поколінні  $G_i$  виконується нерівність  $\Delta(h_2, i) = \Delta(g, i) > \Delta(h_1, i)$ . Тоді відповідний стан середовища може мати вигляд  $S_i = \langle h_2, g, h_1 \rangle$  або  $S_i = \langle g, h_2, h_1 \rangle$  залежності від початкової “домовленості”.

Визначимо функцію винагороди  $K : S \times A \rightarrow R$ , яка розраховується після закінчення вибору дії  $f_i$  в стані  $S_{i-1}$  та генерації покоління  $G_i : K(S_{i-1}, f_i) = g(z_i) - g(z_{i-1})$ . Таким чином, винагорода залежить від різниці значень цільової ФП, розрахованої на кращих особах двох останніх поколінь. Під час росту цільової функції зростає значення винагороди. Відмітимо, що в навчанні з підкріпленням, метою агента є максимізація сумарної винагороди, при чому для деяких алгоритмів навчання з підкріпленням доведено їх подібність з оптимальною стратегією поведінки [20]. Відповідно, задача навчання з підкріпленням визначена таким чином, що оптимальні дії агента призводитимуть до максимізації зростання ФП.

**Алгоритм ЕА та НП.** Алгоритм дозволяє здійснювати керування процесом виконання ЕА шляхом призначення поточної ФП для кожного нового створеного покоління. Виокремимо дві незалежні складові сутності, які входять до основи алгоритму: еволюційний алгоритм та модуль навчання. Назвемо еволюційний алгоритм середовищем навчання. До модуля навчання можуть передаватися винагороди та стан середовища. Він здатний повідомляти про дії, які необхідно застосовувати до середовища. На прикладі лістингу показано псевдокод до запропонованого алгоритму:

1. Встановити номер поточного покоління:  $i \leftarrow 0$ .
2. Згенерувати початкове покоління  $G_0$ .
3. ПОКИ ЩО (умова зупинки ЕА не виконана).
4. Розрахувати стан  $S_i$  та передати його до модулю навчання.
5. Отримати ФП для наступного покоління  $f_{i+1}$  з модуля навчання.
6. Згенерувати наступне покоління  $G_{i+1}$ .

Модуль навчання може бути реалізований на основі довільного алгоритму навчання з підкріпленням та співпрацювати з довільним еволюційним алгоритмом. В ході роботи було опрацьовано декілька алгоритмів навчання, які мають деякі відмінності один від одного: Q-learning, Delayed Q-learning, Дупата R-learning [16], [17], [20]. Для відображення різних реалізацій методу ЕА&RL проведемо заміну у назві методу “ЕА” на назву еволюційного алгоритму з яким працюємо, “НП” змінюємо на назву алгоритму навчання з підкріпленням. Для прикладу, якщо за допомогою розробленого методу реалізовується контроль над ГА з алгоритмом навчання Q-learning, то відповідна реалізація методу називатиметься ГА та Q-learning.

**Задача Н-IFF.** Визначимо задачу скалярної оптимізації функції Н-IFF (Hierarchical if and only if function). Генетично ієрархічна функція “якщо-тільки-якщо” [18]. Простір пошуку складається з бітових рядків  $B = b_1, b_2, \dots, b_l$  фіксованої довжини  $l$ . Необхідно максимізувати функцію Н-IFF:

$$f(B) = i \left\{ \begin{array}{l} 1, |B| = 1; \\ |B| + f(B_l) + f(B_r), |B| > 1 \wedge (\forall_i \{b_i = 0\} \vee \forall_i \{b_i = 1\}); \\ f(B_l) + f(B_r), \text{інакше.} \end{array} \right\}.$$

Функція задана таким чином, що існує два оптимальних рішення: рядок (повністю складається з одиниць) та рядок (повністю складається з нулів). До особливостей даної задачі

відноситься те, що пошук оптимальних рішень за допомогою ЕА часто зупиняється в локальному оптимумі. Існує підхід для рішення даної проблеми, за умови виконання якого, скалярна задача оптимізації Генетично ієрархічної функції “якщо-тільки-якщо” замінюється багатокритеріальною задачею оптимізації функції МН-IFF [14]. В даному методі вихідна функція  $f$  замінюється на функції  $f_0$  та  $f_1$ :

$$f_n(B) = \left\{ \begin{array}{l} 0, |B| = 1 \wedge b_1 \neq n; \\ 1, |B| = 1 \wedge b_1 = n; \\ |B| + f_n(B_L) + f_n(B_R), |B| > 1 \wedge \forall \{b_1 = n\}; \\ f_n(B_L) + f_n(B_R), \text{інакше.} \end{array} \right\}$$

Після виконання вище викладених дій здійснюється максимізація рекомендованих функцій за допомогою алгоритмів багатокритеріальної оптимізації. Розглянутий підхід дозволить знайти рішення з більш кращими значеннями вихідної функції ніж той, що базується на скалярній оптимізації. Задачу максимізації функції Н-IFF можливо показати як задачу скалярної оптимізації цільової функції  $g = f$  з допоміжними критеріями  $H = \{f_0, f_1\}$ . Виконання даної умови надає можливість використовувати даний підхід для підвищення ефективності ЕА, які застосовуються для його рішення.

Показано розв'язок задачі оптимізації Н-IFF. Використовуємо два еволюційних алгоритми: генетичний алгоритм (ГА),  $1+m$  еволюційна стратегія (ЕС). В генетичному алгоритмі застосовувався оператор одноточкового кросовера та мутації, котрий інвертує кожний біт окремої особи алгоритму з ймовірністю  $2/l$ . В еволюційній стратегії оператор мутації інвертує один біт кожної особи, вибраний випадковим чином.

Параметри, що використані в роботі, відповідають параметрам досліджень [20]. Це дає можливість порівняти отримані результати з результатами, отриманими в дослідженнях. Довжина особи дорівнює 64 бітам. Відповідно максимально можливе значення Н-IFF складає 512. В табл. 1 показані результати оптимізації функцій Н-IFF та МН-IFF за допомогою алгоритмів багатокритеріальної та скалярної оптимізації.

Таблиця 1 – Результати оптимізації функцій генетичних алгоритмів

№ з/п	Назва алгоритму	Середнє значення	Найкраще значення	$\sigma$	% вдалих запусків
1	(1+10) ЕС &R-learning	512,00	512	0,00	100
2	ГА &R- learning	512,00	512	0,00	100
3	PESA	512,00	512	0,00	100
4	ГА &Q- learning	499,61	512	31,94	86
5	ГА&Dyna	497,07	512	37,07	81
6	PAES	482,13	512	51,68	75
7	ГА&Delayed QL	461,18	512	48,16	52
8	ГА&Random	418,67	448	30,24	0
9	DCGA	387,93	512	27,54	4
10	ГА	368,53	448	26,55	0
11	SHC	331,47	384	28,46	0
12	(1+10) ЕС	253,87	228	18,21	0

Результати досліджень розподілені за середнім значенням цільової функції ФП найкращих осіб, отриманих після проведення деякої кількості запусків відповідних алгоритмів. Обчислення запусків здійснювались на фіксованому числі поколінь, що дорівнює

500000. Вдалими вважаються ті запуски, в яких вирощені особи з максимальною функцією пристосуванням. ГА за номерами 1, 2, 4, 5, 7 реалізовані за допомогою розробленого методу. ГА 3, 6, 9, 11, зокрема, ГА 3, 6 відносяться до багатокритеріальної оптимізації. У випадку використання алгоритму навчання R-learning (машинне навчання) [19] можна побачити, що розроблений метод дозволяє подолати проблему зупинки у локальному оптимумі з такою ефективністю як метод PESA та вищою ніж метод PAES [21], [22].

Розробленим методом показано, що якщо серед допоміжних ФП існує заважаюча ФП, оптимізація за допомогою якої прямує до зменшення цільової ФП, розроблений метод має ефективність. На основі цього алгоритми багатокритеріальної оптимізації не дозволяють вирощувати особи з максимальними значеннями цільової ФП, так як вони здійснюють оптимізацію усіх пропонуємих критеріїв та тих, що заважають його роботі. Оптимізація алгоритму H-IFF з використанням ЕС показано у табл. 2.

Таблиця 2 – Результати оптимізації функцій багатокритеріальної оптимізації за допомогою еволюційних стратегій

№ з/п	Назва алгоритму	Середнє значення	Найкраще значення	$\sigma$	% вдалих запусків
1	(1+10) ЕС &R-learning	512,00	512	0,00	100
2	(1+10) ЕС	253,87	228	18,21	0
3	(1+5) ЕС &R-learning	512,00	512	0,00	100
4	(1+5) ЕС	189,05	226	17,89	0
5	(1+1) ЕС &R-learning	404,84	512	61,39	75
6	(1+1) ЕС	176,06	198	12,96	0

Еволюційні стратегії, які застосовуються, побудовані таким чином, що не розв'язують завдання з належною ефективністю. Тобто під час кожного запуску не вдається отримати особу з максимальною пристосованістю. Навпаки, якщо застосовувати розроблений метод, то вдається виростити оптимальну особу у 75% запусків у випадку використання найменш ефективної (1+1) ЕС та у 100% запусків в інших розглянутих випадках.

**Висновки.** Розроблено метод навчання маршрутів передачі даних в бездротових самоорганізованих мережах. Метод побудований за принципом вибору ФП еволюційного алгоритму за допомогою навчання з підкріпленням. Суть методу полягає у виборі з раніше підготовленого набору найбільш ефективної ФП, котра відповідає критерію оптимізації та призначеної для генерації кожного наступного покоління еволюційного алгоритму. Розроблений метод відповідає основним вимогам: мінімізація часу навчання; якісне функціонування; самонавчання; використання при непередбачуваний, нечіткій активності в мережі; наявність технології навчання, робота на основі еволюційного алгоритму з навчанням з підкріпленням.

Розроблений метод, який застосовується з  $(1+m)$  еволюційними стратегіями для розв'язання задач оптимізації функції H-IFF, надає можливість отримувати особи з максимальною здатністю пристосування за 75-100% запусків. Даний метод дозволяє підвищити повноту навчання параметрів маршрутів передачі даних БСМ на 17-25 %, забезпечити вибір з раніше підготовленого набору складових еволюційного алгоритму найбільш ефективну функцію пристосування відповідних критеріїв оптимізації для генерації кожного наступного покоління ЕА, за умов, що час навчання не гірший ніж у подібних методів на основі еволюційного алгоритму з використанням навчання з підкріпленням.

**У перспективах подальших досліджень** буде проведено розробку методу для блоку прогнозування підсистеми прогнозування БСМ.



### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] E. N. Goncharov, and V. V. Leonov, "Genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem", *Automation Remote Control*, vol. 78, iss. 6, pp. 1101-1114, 2017, doi: <https://doi.org/10.1134/S0005117917060108>.
- [2] R. M. Desai, B. P. Patil, and D. P. Sharma, "Learning based route management in mobile ad hoc networks", *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, vol. 7, no. 3, pp. 718-723, 2017, doi: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v7.i3>, pp718-723.
- [3] С. В. Сальник, В. В. Сальник, К. В. Лукіна, та В. П. Олексенко, "Аналіз методів підтримки прийняття рішень в автоматизованих системах управління зв'язком військового призначення", *Системи озброєння і військова техніка*, № 2 (50), с. 114-119, 2017.
- [4] F. Pirotti, F. Sunar, and M. Piragnolo, "Benchmark of machine learning methods for classification of a Sentinel", in *Proc. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. XLI-B7, Prague, 2016, pp. 335-340, doi: <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B7-335-2016>.
- [5] L. Breiman, "Random forests", *Machine learning*, vol. 45, iss. 1, pp. 5-32, 2001, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- [6] С. О. Телешун, *Вступ до політичної аналітики*. Київ, Україна: НАДУ, 2006.
- [7] Г. М. Гнатієнко, *Експертні технології прийняття рішень*: монографія. Київ, Україна: ТОВ "Маклаут", 2008.
- [8] В. В. Сальник, С. В. Сальник, та Е. М. Бовда, "Метод навчання нечітких баз знань систем виявлення та запобігання вторгнень в мобільних радіомережах класу MANET", *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*, № 3 (24), с. 108-114, 2016.
- [9] Г. Сетлак, *Интеллектуальные системы поддержки принятия решений*. Киев, Украина: Логос, 2004.
- [10] А. Дівіцький, Л. Боровик, С. Сальник, та В. Голь, "Аналіз методів прогнозування змін маршрутів передачі даних в бездротових самоорганізованих мережах", *Зб. наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*, № 1 (63), с. 60-67, 2020, doi: <https://doi.org/10.30748/zhups.2020.63.08>.
- [11] J. Vijayalakshmi, and K. Prabu, "Performance Analysis of Clustering Schemes in MANETs", *Book Series*, 26, pp. 808-813, 2019, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6\\_92](https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_92).
- [12] А. Ю Кононюк, *Нейроні мережі і генетичні алгоритми*. Київ, Україна: Корнійчук, 2008.
- [13] M. Mitchell, "Complexity: A Guided Tour", *Oxford University Press*, 2009.
- [14] J. D. Knowles, R. A. Watson, and D. Corne, "Reducing Local Optimain Single-Objective Problemsby Multi-objectivization", in *Proc. First International Conferenceon Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, London, 2001, pp. 269-283, doi: <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2017-z>.
- [15] L. Sean, "Essentials of Metaheuristics, Lulu", 2009. [Online]. Available: <http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>. Accessed on: Febr. 07, 2022.
- [16] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. W. Moore, "Reinforcement Learning", *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 4, pp. 237-285, 1996.
- [17] A. Gosavi, "Reinforcement Learning: A Tutorial Survey and Recent Advances", *INFORMS Journalon Computing*, vol. 21, no. 2, pp.178-192, 2009, doi: <https://doi.org/10.1287/ijoc.1080.0305>.
- [18] A. E. Eiben, Z. Michalewicz, M. Schoenauer, and J. E. Smith, "Parameter Controlin Evolutionary Algorithms", in *Parameter Setting in Evolutionary Algorithms*, F. G. Lobo, C. F. Lima, and Z. Michalewicz, Berlin, Heidelberg, Germany: Springer, 2007, pp. 19-46, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-69432-8\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-540-69432-8_2).
- [19] S. Müller, N. N. Schraudolph, and P. D. Koumoutsakos, "Step Size Adaptation in Evolution Strategies using Reinforcement Learning", in *Proc. Congresson Evolutionary Computation*, Honolulu, 2002, pp. 151-156, doi: <https://doi.org/10.1109/CEC.2002.1006225>.

- [20] A. L. Strehl, L. Li, E. Wiewora, J. Langford, and M. L. Littman, "PAC Model Free Reinforcement Learning", in *Proc. 23rd International Conference On Machine Learning*, Pittsburgh, 2006, pp. 881-888, doi: <https://doi.org/10.1145/1143844.1143955>.
- [21] D. W. Corne, J. D. Knowles, and M. J. Oates, "The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimisation", in *Proc. 6th International Conference Parallel Problem Solving from Nature. PPSN VI*, France, 2000, pp. 839-848, doi: [https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3\\_82](https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3_82).
- [22] J. Knowles, and D. Corne, "The Pareto achieved evolution strategy : a new baseline algorithm for Pareto multiobjective optimization", in *Proc. Congress on Evolutionary Computation, (CEC99)*, vol. 1, Washington, 1999. pp. 98-105, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-642-17144-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-17144-4_1).

Стаття надійшла до редакції 11.02.2022.

## REFERENCE

- [1] E. N. Goncharov, and V. V. Leonov, "Genetic algorithm for the resource-constrained project scheduling problem", *Automation Remote Control*, vol. 78, iss. 6, pp. 1101-1114, 2017, doi: <https://doi.org/10.1134/S0005117917060108>.
- [2] R. M. Desai, B. P. Patil, and D. P. Sharma, "Learning based route management in mobile ad hoc networks", *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 7, no. 3, pp. 718-723, 2017, doi: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v7.i3>, pp718-723.
- [3] S. V. Salnik, V. V. Salnik, K. V. Lukina, and V. P. Oleksenko, "Analiz metodiv pidtrimky priynattja rishen v avtomatyzovanyh systemah upravlinnja zvjazkom viyskovogo pryznachennja", *Sistemy ozbroennja i viyskova tehnika*, no. 2 (50), pp. 114-119, 2017.
- [4] F. Pirotti, F. Sunar, and M. Piragnolo, "Benchmark of machine learning methods for classification of a Sentinel", in *Proc. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. XLI-B7, Prague, 2016, pp. 335-340, doi: <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XLI-B7-335-2016>.
- [5] L. Breiman, "Random forests", *Machine learning*, vol. 45, iss. 1, pp. 5-32, 2001, doi: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- [6] S. O. Teleshun, *Vstup do politychnoi analityki*. Kyiv, Ukraina: NADU, 2006.
- [7] G. M. Gnatienco, *Ekspertni tehnologii priynatta rishen: monografija*. Kyiv, Ukraina: TOV "Maklout", 2008.
- [8] V. V. Salnik, S. V. Salnik, and E. M. Bovda, "Metod navchannja nechitkyh baz znan sistem vyjavlenna ta zapobigannja vtorgnen v mobilnyh radiomeregah klasu MANET", *Nauka i tehnika Povitranj Syl Zbrojnih Syl Ukrainy*, no. 3 (24), pp. 108-114, 2016.
- [9] G. Setlak, *Intelektualnie sistemy poddergky prinatiya reheniy*. Kiev, Ukraina: Logos, 2004.
- [10] A. Divickiy, L. Borovik, S. Salnik, and V. Gol, "Analiz metodiv prognozuvannj zmin marshrutiv peredachi danyh v bezdrotovykh samoorganizjvanyh meregah", *Zb. naukovykh prac Harkivskogo nacionalnogo universitetu Povitranj Syl*, no. 1 (63), pp. 60-67, 2020, doi: <https://doi.org/10.30748/zhups.2020.63.08>.
- [11] J. Vijayalakshmi, and K. Prabu, "Performance Analysis of Clustering Schemes in MANETs", *Book Series*, 26, pp. 808-813, 2019, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6\\_92](https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_92).
- [12] A. U. Kononuk, *Neyronni meregi i genetychni algorytmy*. Kyiv, Ukraina: Korniychuk, 2008.
- [13] M. Mitchell, "Complexity: A Guided Tour", *Oxford University Press*, 2009.
- [14] J. D. Knowles, R. A. Watson, and D. Corne, "Reducing Local Optimain Single-Objective Problemsby Multi-objectivization", in *Proc. First International Conferenceon Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, London, 2001, pp. 269-283, doi: <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2017-z>.
- [15] L. Sean, "Essentials of Metaheuristics, Lulu" 2009. [Online]. Available: <http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>. Accessed on: Febr. 07, 2022.

- [16] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. W. Moore, “Reinforcement Learning”, *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 4, pp. 237-285, 1996.
- [17] A. Gosavi, “Reinforcement Learning: A Tutorial Survey and Recent Advances”, *INFORMS Journal on Computing*, vol. 21, no. 2, pp.178-192, 2009, doi: <https://doi.org/10.1287/ijoc.1080.0305>.
- [18] A. E. Eiben, Z. Michalewicz, M. Schoenauer, and J. E. Smith, “Parameter Control in Evolutionary Algorithms”, in *Parameter Setting in Evolutionary Algorithms*, F. G. Lobo, C. F. Lima, and Z. Michalewicz, Berlin, Heidelberg, Germany: Springer, 2007, pp. 19-46, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-540-69432-8\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-540-69432-8_2).
- [19] S. Müller, N. N. Schraudolph, and P. D. Koumoutsakos, “Step Size Adaptation in Evolution Strategies using Reinforcement Learning”, in *Proc. Congress on Evolutionary Computation*, Honolulu, 2002, pp. 151-156, doi: <https://doi.org/10.1109/CEC.2002.1006225>.
- [20] A. L. Strehl, L. Li, E. Wiewora, J. Langford, and M. L. Littman, “PAC Model Free Reinforcement Learning”, in *Proc. 23rd International Conference On Machine Learning*, Pittsburgh, 2006, pp. 881-888, doi: <https://doi.org/10.1145/1143844.1143955>.
- [21] D. W. Corne, J. D. Knowles, and M. J. Oates, “The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimisation”, in *Proc. 6th International Conference Parallel Problem Solving from Nature. PPSN VI*, France, 2000, pp. 839-848, doi: [https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3\\_82](https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3_82).
- [22] J. Knowles, and D. Corne, “The Pareto achieved evolution strategy : a new baseline algorithm for Pareto multiobjective optimization”, in *Proc. Congress on Evolutionary Computation, (CEC99)*, vol. 1, Washington, 1999. pp. 98-105, doi: [https://doi.org/10.1007/978-3-642-17144-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-642-17144-4_1).

ANDRII DIVITSKYI,  
ANTON STORCHAK,  
ANTON KRAMSKYI,  
SERGHII SALNYK

## **METHOD OF TRAINING ROUTES OF DATA TRANSMISSION ON MOBILE RADIO NETWORKS**

A method for training data transmission routes in wireless self-organized networks is proposed. Features of construction of networks of this class are described. The main tasks of functioning of the control system of wireless self – organized networks are shown. The main teaching methods used to predict changes in data transmission routes are analyzed. The efficiency of application in certain fields and non-compliance with the requirements for the method being developed are explained. The essence of forecasting and direct connection with the process of learning data transmission routes is described. The routing system is shown as a necessary component for uninterrupted operation of wireless self-organized networks. The essence and requirements for the teaching method are shown. The learning unit of the forecasting subsystem is considered. Options for increasing the efficiency of scalar optimization are shown. The essence of the method is to learn the parameters (total latency; network routes; minimum bandwidth; reliability; load; load) of data transmission routes using the scalar optimization method, designed to dynamically select the most efficient adaptability function used in each new generation of evolutionary algorithms. Optimization problems with auxiliary criteria and reinforcement training are analyzed. The “Evolutionary Algorithm and Reinforced Learning” algorithm allows you to control the execution process of the evolutionary algorithm. The Hierarchical-if-and-only-if function problem is described and its efficiency when working with different algorithms is shown. The parameters used in the work correspond to the parameters of the research, which makes it

possible to compare the results with previous results. In the course of work on the method its efficiency is reflected and the comparative analysis with similar methods of multicriteria optimization is carried out.

**Keywords:** wireless self-organized networks, data transmission, route learning, genetic algorithm, evolutionary algorithm.

**Дівіцький Андрій Сергійович**, старший викладач кафедри безпеки державних інформаційних ресурсів, Інститут спеціального зв'язку та захисту інформації Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна, ORCID 0000-0002-9261-9841, 70div@ukr.net.

**Сторчак Антон Сергійович**, кандидат технічних наук, старший викладач кафедри безпеки державних інформаційних ресурсів, Інститут спеціального зв'язку та захисту інформації Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна, ORCID 0000-0002-5267-3122, storchakanton@gmail.com.

**Крамський Антон Євгенійович**, заступник завідувача кафедри безпеки державних інформаційних ресурсів, Інститут спеціального зв'язку та захисту інформації Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна, ORCID 0000-0003-1431-242X, a\_kramskoj@ukr.net.

**Сальник Сергій Васильович**, кандидат технічних наук, провідний науковий співробітник науково-організаційного відділу Науково-дослідного центру, Інститут спеціального зв'язку та захисту інформації Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна, ORCID 0000-0003-4463-5705, s.sergey@i.ua.

**Divitskyi Andrii**, senior lecturer at the state information resources security academic department, Institute of special communication and information protection of National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute", Kyiv, Ukraine.

**Storchak Anton**, candidate of technical sciences, senior lecturer at the state information resources security academic department, Institute of special communication and information protection of National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute", Kyiv, Ukraine.

**Kramskiy Anton**, deputy head at the state information resources security academic department, Institute of special communication and information protection of National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute", Kyiv, Ukraine.

**Salnyk Serghii**, candidate of technical sciences, leading researcher of the scientific and organizational department of the scientific and research center, Institute of special communication and information protection of National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute", Kyiv, Ukraine.