

DOI: 10.32347/2412-9933.2022.49.40-51

УДК 004.896

**Козлов Олексій Валерійович**

Кандидат технічних наук, доцент, докторант кафедри інтелектуальних інформаційних систем, [orcid.org/0000-0003-2069-5578](https://orcid.org/0000-0003-2069-5578)

Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв

**Кондратенко Юрій Пантелійович**

Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інтелектуальних інформаційних систем, [orcid.org/0000-0001-7736-883X](https://orcid.org/0000-0001-7736-883X)

Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв

**Скакодуб Олександр Сергійович**

Аспірант кафедри інтелектуальних інформаційних систем, [orcid.org/0000-0002-5643-775X](https://orcid.org/0000-0002-5643-775X)

Чорноморський національний університет імені Петра Могили, Миколаїв

## ГІБРИДНИЙ МУЛЬТИАГЕНТНИЙ МЕТОД ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ НЕЧІТКИХ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

**Анотація.** *Останнім часом інтелектуальні комп'ютерні системи на основі нечіткої логіки та м'яких обчислень доволі ефективно застосовуються для розв'язання широкого спектру складних прикладних задач в різних сферах людської діяльності. Одним із перспективних напрямів сучасних досліджень в галузі штучного інтелекту є створення та апробація біоінспірованих мультиагентних та еволюційних методів синтезу й оптимізації нечітких систем автоматичного керування (САК) і систем підтримки прийняття рішень (СППР). Пропонована робота присвячена розробці та дослідженню мультиагентного методу параметричної оптимізації нечітких систем (НС) на основі гібридних покращених алгоритмів сірих вовків. Запропонований метод дає змогу більш ефективно проводити оптимізацію параметрів нечітких комп'ютерних систем порівняно з базовим і покращеним методами сірих вовків. У цьому методі використовуються стратегії групового полювання і розмірного полювання на основі навчання, а також стратегія локального пошуку на основі алгоритмів градієнтного спуску та розширеного фільтра Калмана, що дає змогу суттєво зменшувати обчислювальні витрати і збільшувати швидкість збіжності до оптимальних рішень при оптимізації параметрів досить складних нечітких систем. Для дослідження ефективності розробленого гібридного мультиагентного методу в роботі проведено синтез та параметричну оптимізацію нечіткої системи управління польотом безпілотного літального апарата (БПЛА). Зокрема, виконано оптимізацію векторів нормуючих коефіцієнтів, регульованих параметрів лінгвістичних термів (ЛТ) та вагових коефіцієнтів консеквентів правил бази правил (БП) для контролера висоти польоту нечіткої САК БПЛА. Отримані результати порівняльного аналізу підтверджують суттєві переваги розробленого гібридного мультиагентного методу параметричної оптимізації, а також доцільність його застосування для синтезу різнотипових САК та СППР на базі нечіткої логіки.*

**Ключові слова:** *нечітка комп'ютерна система; параметрична оптимізація; мультиагентний метод; система автоматичного керування; нечіткий контролер; безпілотний літальний апарат*

### Вступ

Нечіткі комп'ютерні системи є доволі потужним інструментом, що застосовується для розв'язання широкого кола задач, а саме: моделювання складних важкоформалізованих фізичних і економічних процесів, технічної та медичної діагностики, класифікації, кластеризації, біржового прогнозування, автоматичного управління та підтримки прийняття рішень для автоматизації

складних динамічних об'єктів і процесів та ін. [1 – 3]. Ефективність НС насамперед суттєво залежить від застосовуваних методів їх проектування й оптимізації. Традиційно нечіткі системи синтезуються за допомогою методів, що використовують знання експертів, фахівців-операторів та експертні оцінки і рекомендації [4 – 6]. Проте в деяких випадках ці методи мають суттєві обмеження, зокрема, й через значний вплив суб'єктивних факторів, що в результаті може призводити до певного зниження ефективності

функціонування розроблених НС. Крім того, за відсутності експертних знань і наявності великих навчальних вибірок або інших експериментальних даних великого обсягу, зазвичай, замість нечітких систем застосовують інші типи інтелектуальних систем, зокрема, системи на базі штучних нейронних мереж або гібридних нейро-нечітких мереж, які мають змогу навчатися на основі експериментальних даних за допомогою методів, наприклад, зворотного поширення помилки або навчання з підкріпленням [4; 7].

Сучасні дослідження показують, що нові прогресивні методи проектування дають змогу створювати нечіткі системи як універсальні інтелектуальні системи, які однаково ефективно можуть використовувати як знання експертів-операторів, так і різні неформалізовані експериментальні дані, навчальні вибірки та цільові функції [8]. Це дає змогу суттєво розширити потенційні можливості і область застосування НС. Ці методи базуються на біоінспірованих підходах та алгоритмах мультиагентної і еволюційної оптимізації [9].

При проектуванні високоефективних і універсальних нечітких систем однією з найбільш важливих задач є задача параметричної оптимізації, оскільки за рахунок визначення оптимальних значень вектора параметрів НС можна досягти оптимального функціонування системи при її різній структурній організації [8; 10]. Тому розвиток і удосконалення наявних методів, а також створення нових методів і різнотипних засобів параметричної оптимізації нечітких комп'ютерних систем є на сьогодні актуальним завданням [8; 10; 11].

Як показують передові дослідження, мультиагентні методи сірих вовків (Grey Wolf Optimization – GWO) є одними з найперспективніших серед нещодавно запропонованих мультиагентних методів і алгоритмів для розв'язання задач параметричної оптимізації інтелектуальних систем [12]. Ці методи показують дуже конкурентоспроможні результати при вирішенні завдань параметричної оптимізації різнотипових нечітких систем порівняно з іншими сучасними і добре апробованими біоінспірованими мультиагентними підходами та алгоритмами [13; 14]. Також, додатковою перевагою GWO-методів є невелика кількість регульованих параметрів [12; 15]. Крім того, в одній із останніх робіт [16] запропоновано покращений алгоритм оптимізації сірих вовків (Improved Grey Wolf Optimization – IGWO), який використовує стратегію розмірного полювання на основі навчання (Dimension Learning-based Hunting – DLH) з метою збільшення різноманітності популяції і запобігання передчасної збіжності до субоптимальних рішень. Висока

ефективність IGWO-методу підтверджена при розв'язанні низки тестових оптимізаційних задач, а також кількох реальних інженерних задач оптимізації [16]. Отже, доцільним є використання принципів наведеного покращеного алгоритму сірих вовків при створенні методу для розв'язання задач синтезу нечітких систем управління і прийняття рішень, що дасть змогу більш ефективно виконувати їх параметричну оптимізацію. Для додаткового збільшення швидкості збіжності до оптимальних рішень та зменшення сумарних обчислювальних витрат в пропонованій роботі доцільно розробити гібридний покращений метод сірих вовків для параметричної оптимізації нечітких САК та СППР, який поєднує переваги IGWO-алгоритму і методів локального пошуку.

## Мета статті

Метою статті є розроблення і дослідження мультиагентного методу параметричної оптимізації нечітких САК та СППР на основі гібридних алгоритмів сірих вовків.

## Виклад основного матеріалу

Метод оптимізації сірих вовків – це один із сучасних біоінспірованих мультиагентних методів, що моделює групову поведінку вовків у зграї під час їх руху у просторі в процесі полювання [12; 14; 15]. Моделі переміщення і взаємодії вовків у зграї у процесі пошуку здобичі в GWO-методі представлені агентами єдиної мультиагентної системи, які переміщуються в багатовимірному просторі пошуку, обмінюючись між собою інформацією, для знаходження оптимуму розв'язуваної задачі. Поточне положення кожного вовка зграї у багатовимірному просторі пошуку на кожній ітерації є потенційним розв'язком оптимізаційної задачі, а у випадку параметричної оптимізації НС є певним значенням вектора її параметрів  $X$ . Крім того, найбільш важливою особливістю GWO-алгоритму є те, що він моделює сувору соціальну чотирирівневу ієрархію сірих вовків у зграї [15]. Зграя складається з  $Z_{\max}$  вовків, і кожен  $Z$ -й вовк перебуває на одному з чотирьох рівнів ієрархії. Своєю чергою, перші три рівні ієрархії містять тільки по одному вовку, всі інші вовки зграї перебувають на 4-му рівні. Вожаком зграї є альфа-вовк ( $\alpha$ ), який перебуває на 1-му рівні ієрархії. Бета- і дельта-вовки ( $\beta$ ,  $\delta$ ) перебувають відповідно на 2-му і 3-му рівнях в ієрархії зграї. А всі інші вовки зграї, які перебувають на найнижчому 4-му рівні ієрархії, є вовками омега ( $\omega$ ) [15].

Для математичного моделювання вищенаведеної соціальної ієрархії вовків у зграї в GWO-методах, три агенти з найкращими значеннями цільової функції НС  $J_{1\text{best}}(N)$ ,  $J_{2\text{best}}(N)$  та  $J_{3\text{best}}(N)$  на поточній  $N$ -й ітерації є альфа-, бета- і дельта-вовками

з позиціями  $\mathbf{X}_\alpha(N)$ ,  $\mathbf{X}_\beta(N)$  та  $\mathbf{X}_\delta(N)$ . Усі інші агенти в популяції – омега-вовки з позиціями  $\mathbf{X}_Z(N)$ ,  $Z = \{4, 5, \dots, Z_{\max}\}$ . Своєю чергою, для визначення альфа-, бета- та дельта-агентів на кожній ітерації процесу оптимізації нечіткої системи всі  $Z_{\max}$  агентів у популяції попередньо ранжуються відповідно до поточного значення їх цільової функції  $J_Z(N)$  [15]. Отже, агент з першим найкращим значенням цільової функції вважається альфа-агентом, а агенти з другим і третім найкращими значеннями цільової функції є бета- і дельта-вовками відповідно.

У процесі оптимізації базовий GWO-метод моделює стратегію групового полювання, яка ґрунтується на трьох основних механізмах поведінки вовків у зграї: оточення здобичі, полювання й атакування здобичі [15]. Механізм оточення здобичі можна представити такими рівняннями

$$\mathbf{X}_Z(N+1) = \mathbf{X}_p(N) - \mathbf{A}_Z(N)\mathbf{D}_Z(N); \quad (1)$$

$$\mathbf{D}_Z(N) = |\mathbf{C}_Z(N)\mathbf{X}_p(N) - \mathbf{X}_Z(N)|, \quad (2)$$

$$Z = \{1, 2, \dots, Z_{\max}\},$$

де  $\mathbf{X}_p$  – вектор положення здобичі, що відповідає оптимальному вектору параметрів НС;  $\mathbf{D}_Z$  – вектор відстаней від здобичі до вовків;  $\mathbf{A}_Z$ ,  $\mathbf{C}_Z$  – вектори коефіцієнтів.

Вектори  $\mathbf{A}_Z$  та  $\mathbf{C}_Z$  розраховуються так:

$$\mathbf{A}_Z(N) = 2a_N(N)\mathbf{R}_{1Z}(N) - a_N(N); \quad (3)$$

$$\mathbf{C}_Z(N) = 2\mathbf{R}_{2Z}(N), Z = \{1, 2, \dots, Z_{\max}\}, \quad (4)$$

де  $a_N$  – коефіцієнт, який лінійно зменшується в ході ітерацій від 2 до 0;  $\mathbf{R}_{1Z}$  та  $\mathbf{R}_{2Z}$  – вектори випадкових чисел в діапазоні від 0 до 1,  $\mathbf{R}_{1Z}$ ,  $\mathbf{R}_{2Z} = \text{rand}[0, 1]$ .

Наведені вище рівняння описують лише принцип поведінки вовків у процесі оточення здобичі. У реальному процесі оптимізації позиція здобичі, яка відповідає оптимальному вектору параметрів НС, невідома. Тому, в GWO-алгоритмі всі омега-вовки з позиціями  $\mathbf{X}_Z(N)$ ,  $Z = \{4, 5, \dots, Z_{\max}\}$  в процесі пошуку й оточення здобичі керуються не положенням безпосередньо самої здобичі  $\mathbf{X}_p$ , а позиціями трьох найкращих вовків у зграї: альфа  $\mathbf{X}_\alpha$ , бета  $\mathbf{X}_\beta$  та дельта  $\mathbf{X}_\delta$ . Це є другим механізмом поведінки вовків у зграї – механізмом полювання. Такий механізм моделюється в GWO-методі за допомогою таких виразів [15]

$$\mathbf{X}_Z(N+1) = \frac{\mathbf{X}_{1Z}(N) + \mathbf{X}_{2Z}(N) + \mathbf{X}_{3Z}(N)}{3}; \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_{1Z}(N) = \mathbf{X}_\alpha(N) - \mathbf{A}_{1Z}(N)\mathbf{D}_{\alpha Z}(N); \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_{2Z}(N) = \mathbf{X}_\beta(N) - \mathbf{A}_{2Z}(N)\mathbf{D}_{\beta Z}(N); \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{3Z}(N) = \mathbf{X}_\delta(N) - \mathbf{A}_{3Z}(N)\mathbf{D}_{\delta Z}(N); \quad (8)$$

$$\mathbf{D}_{\alpha Z}(N) = |\mathbf{C}_{1Z}(N)\mathbf{X}_\alpha(N) - \mathbf{X}_Z(N)|; \quad (9)$$

$$\mathbf{D}_{\beta Z}(N) = |\mathbf{C}_{2Z}(N)\mathbf{X}_\beta(N) - \mathbf{X}_Z(N)|; \quad (10)$$

$$\mathbf{D}_{\delta Z}(N) = |\mathbf{C}_{3Z}(N)\mathbf{X}_\delta(N) - \mathbf{X}_Z(N)|, \quad (11)$$

$$Z = \{1, 2, \dots, Z_{\max}\},$$

де  $\mathbf{X}_{1Z}$ ,  $\mathbf{X}_{2Z}$  та  $\mathbf{X}_{3Z}$  – вектори напрямку для розрахунку наступної позиції Z-го омега-вовка;  $\mathbf{D}_{\alpha Z}$ ,  $\mathbf{D}_{\beta Z}$  та  $\mathbf{D}_{\delta Z}$  – вектори відстаней від альфа-, бета- та дельта-вовків до Z-го омега-вовка;  $\mathbf{A}_{1Z}$ ,  $\mathbf{A}_{2Z}$  та  $\mathbf{A}_{3Z}$  – вектори коефіцієнтів, які розраховуються аналогічно до рівняння (3);  $\mathbf{C}_{1Z}$ ,  $\mathbf{C}_{2Z}$  та  $\mathbf{C}_{3Z}$  – вектори коефіцієнтів, які розраховуються аналогічно до рівняння (4).

Процес полювання закінчується атакуванням здобичі, коли вона перестає рухатися [12]. Математично це відображається тим, що коефіцієнт  $a_N$  лінійно зменшується протягом ітерацій від значень 2 до 0. Його поточне значення може бути розраховано за рівнянням (12)

$$a_N(N) = 2\left(1 - \frac{N}{N_{\max}}\right), \quad (12)$$

де  $N_{\max}$  – максимальна кількість ітерацій методу.

Для збільшення різноманітності популяції базового GWO-методу і запобігання його передчасної збіжності до субоптимальних рішень, покращений метод сірих вовків (IGWO) додатково використовує стратегію розмірного полювання на основі навчання (DLH) разом із наведеною стратегією групового полювання [16]. Отже, DLH-стратегія є стратегією індивідуального полювання, яку кожний Z-й омега-вовк проводить окремо, використовуючи досвід не трьох найкращих вовків (альфа, бета і дельта), а досвід своїх найближчих сусідів та інших випадкових вовків, які також є вовками типу омега. Наведена стратегія (DLH) базується на трьох основних механізмах: виявлення сусідів, навчання й оновлення [16]. Виявлення сусідів виконується в радіусі  $\mathbf{R}_{NBZ}$ , який розраховується для кожного Z-го омега-вовка так:

$$\mathbf{R}_{NBZ}(N) = |\mathbf{X}_Z(N) - \mathbf{X}_Z(N+1)|. \quad (13)$$

Усі омега-вовки в зграї, позиції яких розташовані в радіусі  $\mathbf{R}_{NBZ}$  від позиції  $\mathbf{X}_Z$  даного Z-го вовка, вважаються його сусідами. У такому випадку позиції сусідів Z-го вовка позначаються:  $\mathbf{X}_{NB1Z}$ ,  $\mathbf{X}_{NB2Z}$ , ...,  $\mathbf{X}_{NB\max Z}$ . Виявлення сусідства для кожного w-го вовка, який займає позицію  $\mathbf{X}_w$  у зграї, з Z-м вовком базується на рівнянні (14):

$$\mathbf{X}_w(N) = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{NBZ}}(N), & \text{якщо } |\mathbf{X}_Z(N) - \mathbf{X}_w(N)| \leq \mathbf{R}_{\text{NBZ}}(N); \\ \mathbf{X}_w(N), & \text{якщо } |\mathbf{X}_Z(N) - \mathbf{X}_w(N)| > \mathbf{R}_{\text{NBZ}}(N). \end{cases} \quad (14)$$

Далі виконується механізм навчання, що дає змогу знайти нове положення  $Z$ -го вовка  $\mathbf{X}_Z^*(N+1)$  на основі досвіду його випадкового сусіда та іншого випадкового  $w$ -го вовка зі зграї, який не є його сусідом, у такий спосіб:

$$\mathbf{X}_Z^*(N+1) = \mathbf{X}_Z(N) + (\mathbf{X}_{\text{NBZrand}}(N) - \mathbf{X}_{\text{wrand}}(N)), \quad (15)$$

де  $\mathbf{X}_{\text{NBZrand}}$  – позиція одного випадково вибраного вовка-сусіда  $Z$ -го вовка;  $\mathbf{X}_{\text{wrand}}$  – позиція одного випадково вибраного вовка з вовків зграї, які не є сусідами  $Z$ -го вовка.

Після цього виконується механізм оновлення, що допомагає вибрати найкращу нову позицію  $Z$ -го вовка з двох варіантів, отриманих за допомогою стратегій групового та індивідуального полювання. Остаточне нове положення  $Z$ -го вовка  $\mathbf{X}_{ZF}(N+1)$  розраховується на основі значень цільової функції за рівнянням [16]:

$$\mathbf{X}_{ZF}(N+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_Z^*(N+1), & \text{якщо } J(\mathbf{X}_Z^*(N+1)) < J(\mathbf{X}_Z(N+1)); \\ \mathbf{X}_Z(N+1), & \text{якщо } J(\mathbf{X}_Z^*(N+1)) \geq J(\mathbf{X}_Z(N+1)). \end{cases} \quad (16)$$

Усі операції вищенаведеної стратегії розмірного полювання на основі навчання дають змогу підвищити ефективність пошуку найкращих рішень для омега-вовків. Отже, для покращення процесу пошуку альфа-, бета- та дельта-вовків у цьому методі пропонується застосувати додаткову стратегію локального пошуку для цих трьох кращих вовків зграї з метою прискорення сумарної збіжності методу до оптимальних рішень. А саме, на кожній ітерації реалізації методу, в той час, як позиції всіх омега-вовків оновлюватимуться на основі двох вищенаведених стратегій (групового та індивідуального полювання), позиції альфа-, бета- та дельта-вовків будуть оновлюватися за допомогою спеціалізованого алгоритму локального пошуку. Так, з позицій трьох найкращих агентів зграї ( $\mathbf{X}_\alpha$ ,  $\mathbf{X}_\beta$  та  $\mathbf{X}_\delta$ ) буде проведено паралельний локальний пошук для знаходження локальних мінімумів їх навколишніх ділянок. Якщо під час наступних ітерацій будь-який з омега-вовків стає новим бета- або дельта-вовком (якщо його позиція стає кращою, ніж позиція бета- або дельта-вовка), то він буде далі виконувати паралельний локальний пошук зі своєї позиції, а колишній бета- або дельта-вовк стане звичайним омега-вовком, і проводитиме процес пошуку на основі стратегії групового полювання та DLH-стратегії, як і всі інші омега-вовки зграї. Своєю чергою, якщо в зграї з'являється новий альфа-вовк (якщо його положення стає кращим за поточне положення альфа-вовка), тоді виконується механізм зміни вожака зграї. Відповідно до цього механізму

вовк з найкращою позицією в зграї стає новим альфа-вовком, а колишній альфа-вовк вже не стає звичайним омега-вовком, а залишає зграю (стає вовком-одинаком з позицією  $\mathbf{X}_s$ ) і продовжує виконувати локальний пошук окремо, без подальшої взаємодії зі зграєю. Отже, виконується гібридизація IGWO-методу з методами локального пошуку для більш ефективної параметричної оптимізації НС.

Своєю чергою, при реалізації стратегії локального пошуку в розробленому гібридному покращеному методі сірих вовків, паралельний локальний пошук для альфа-, бета- та дельта-вовків доцільно проводити, використовуючи методи градієнтного спуску (Gradient Descent – GD) та алгоритм розширеного фільтра Калмана (Extended Kalman Filter – EKF) [17], таким же чином, як і для елітних частинок у гібридному PSO-методі, що розроблений та наведений в роботі [18].

Запропонований мультиагентний метод параметричної оптимізації НС з гібридизацією алгоритмів IGWO і локального пошуку складається з таких послідовних кроків.

**Крок 1.** Ініціалізація гібридного IGWO-методу. На цьому етапі вибирається вектор  $\mathbf{X}$  параметрів НС, що оптимізуються, який може складатися з вектора нормуючих коефіцієнтів  $\mathbf{K}$ , регульованих параметрів ЛТ  $\mathbf{P}_{LT}$  або вагових коефіцієнтів консеквентів правил БП  $\mathbf{P}_C$ . Також задаються основні обмеження  $\mathbf{X}_{\min}$  та  $\mathbf{X}_{\max}$  для всіх параметрів вектора  $\mathbf{X}$ . Крім того, для певних параметрів можуть бути прийняті деякі додаткові обмеження.

Отже, на цьому етапі вибирається тип, параметри та оптимальне значення цільової функції  $J$ . Наприклад, для системи прийняття рішень цільова функція  $J$  може бути розрахована як відсоток неправильних рішень, отриманих для тестового набору даних. Що стосується системи управління, то її цільова функція  $J$  може бути представлена у вигляді інтегральної квадратичної помилки управління або узагальненого інтегрального квадратичного відхилення між виходами еталонної моделі і реального об'єкта управління. Якщо нечітка система оптимізується на основі навчальної вибірки, що складається з певних наборів значень вхідних і вихідних змінних, тоді як її цільова функція може виступати середня квадратична помилка MSE. Крім того, на цьому етапі створюється зграя вовків із встановленням в ній кількості вовків  $Z_{\max}$  та їх початкових позицій  $\mathbf{X}_Z(0)$ ,  $Z = 1, 2, \dots, Z_{\max}$ . Доцільним є випадкове розподілення початкових позицій вовків у просторі пошуку в діапазоні  $[\mathbf{X}_{\min}, \mathbf{X}_{\max}]$  [16].

За наявності попередньої гіпотези про значення вектора параметрів НС  $\mathbf{X}$ , отриманих на основі експертних знань, один із вовків зграї матиме початкове положення, відповідне цим значенням.

Якщо таких гіпотез декілька, то в зграї буде декілька вовків з початковими позиціями, що відповідають цим гіпотезам.

Крім того, на даному етапі обирається тип і параметри алгоритму локального пошуку для проведення паралельного пошуку оптимального значення вектора параметрів  $\mathbf{X}$  за допомогою альфа-, бета- та дельта-вовків зграї. При виборі алгоритму градієнтного спуску вибирається вектор кроків  $\gamma$  (залежно від обраного методу градієнтного спуску), а при виборі алгоритму EKF визначаються початкові значення параметрів апостеріорної коваріаційної матриці помилок  $\mathbf{P}_0$  та значення коваріаційних матриць  $\mathbf{Q}$  і  $\mathbf{R}$ . Також обирається критерій закінчення оптимізації і максимальна кількість ітерацій  $N_{\max}$ .

**Крок 2.** Попередня оцінка сформованих векторів параметрів НС. На даному етапі для кожного вектора  $\mathbf{X}_Z(0)$  параметрів, сформованого для кожного  $Z$ -го вовка зграї ( $Z = 1, 2, \dots, Z_{\max}$ ) на етапі ініціалізації, розраховується значення цільової функції НС  $J_Z$ .

**Крок 3.** Перевірка на завершення процесу оптимізації НС. На даному кроці відповідно до значень цільової функції  $J_Z(N)$ , розрахованих для всіх  $Z_{\max}$  вовків зграї, проводиться перевірка на завершення процесу оптимізації, що визначається досягненням оптимального значення цільової функції НС ( $J_Z(N) \leq J_{\text{opt}}$ ) або виконанням максимальної кількості ітерацій  $N_{\max}$ . Якщо ця перевірка дала позитивний результат, тоді здійснюється перехід до кроку 10. У протилежному випадку виконується перехід до кроку 4.

**Крок 4.** Відбір альфа-, бета- та дельта-вовків (агентів) зграї (популяції). На даному етапі всі  $Z_{\max}$  агентів у популяції ранжуються відповідно до поточного значення їх цільової функції  $J_Z(N)$ , та вибираються три перші агенти з найкращими значеннями цільової функції НС  $J_{1\text{best}}(N)$ ,  $J_{2\text{best}}(N)$  і  $J_{3\text{best}}(N)$ , які вважаються альфа-, бета- та дельта-вовками з позиціями  $\mathbf{X}_\alpha(N)$ ,  $\mathbf{X}_\beta(N)$  та  $\mathbf{X}_\delta(N)$ . Усі інші агенти в популяції є омега-вовками з позиціями  $\mathbf{X}_Z(N)$ ,  $Z = \{4, 5, \dots, Z_{\max}\}$ . Якщо на цьому етапі відбувається заміна альфа-агента, то колишній альфа-агент не стає звичайним омега-агентом, а стає окремим агентом (вовком-одинаком) з позицією  $\mathbf{X}_s$ , який більше не взаємодіє з популяцією і окремо продовжує процес оптимізації на основі методів локального пошуку.

**Крок 5.** Визначення нових значень вектора параметрів НС  $\mathbf{X}$  для омега-агентів на основі стратегії групового полювання. На цьому кроці обчислюються нові значення векторів параметрів  $\mathbf{X}(N+1)$  (нові позиції) для всіх омега-агентів (крім вовків-одинаків) популяції на основі рівнянь (5) – (12) згідно стратегії групового полювання.

**Крок 6.** Визначення нових значень вектора параметрів НС  $\mathbf{X}$  для омега-агентів на основі стратегії індивідуального полювання. На даному етапі на основі рівнянь (13) – (15) розраховуються нові значення векторів параметрів  $\mathbf{X}^*(N+1)$  (нові позиції) для всіх омега-агентів (крім вовків-одинаків) популяції відповідно до DLH-стратегії.

**Крок 7.** Визначення нових значень вектора параметрів НС  $\mathbf{X}$  для альфа-, бета- та дельта-агентів на основі стратегії локального пошуку. На цьому етапі розраховуються нові значення векторів параметрів  $\mathbf{X}_\alpha(N+1)$ ,  $\mathbf{X}_\beta(N+1)$  і  $\mathbf{X}_\delta(N+1)$  (нові позиції) для альфа-, бета- та дельта-агентів популяції за допомогою вибраного алгоритму локального пошуку (GD або EKF). Таким же чином на даному етапі розраховуються нові значення параметрів  $\mathbf{X}_s(N+1)$  для всіх окремих агентів (колишніх альфа-вовків), що не взаємодіють зі зграєю.

**Крок 8.** Оцінка сформованих векторів параметрів НС. На даному кроці для кожного вектора параметрів НС  $\mathbf{X}$ , визначеного на кроках 5–7, розраховується значення цільової функції  $J$ . Зокрема, обчислення цільової функції виконується як для обох нових позицій  $\mathbf{X}(N+1)$  і  $\mathbf{X}^*(N+1)$  кожного омега-агента зграї (що визначені на основі стратегій групового полювання та DLH), так і для нових позицій  $\mathbf{X}_\alpha(N+1)$ ,  $\mathbf{X}_\beta(N+1)$  та  $\mathbf{X}_\delta(N+1)$  альфа-, бета- та дельта-агентів (що визначені за допомогою стратегії локального пошуку), а також кожного окремого агента  $\mathbf{X}_s(N+1)$ .

**Крок 9.** Оновлення позицій омега-агентів популяції і перехід до наступної ітерації. На цьому етапі визначаються остаточні нові позиції  $\mathbf{X}_r(N+1)$  кожного омега-агента за рівнянням (16) на основі обчислених на попередньому кроці значень цільової функції. Крім того, здійснюється перехід до наступної ітерації методу з перенесенням всіх остаточних нових позицій всіх агентів зграї та окремих агентів, а також їх значень цільової функції. Далі здійснюється перехід до кроку 3. При цьому на кроці 3 буде проводитися перевірка за значеннями цільової функції для нових позицій усіх агентів зграї, а також усіх окремих агентів.

**Крок 10.** Завершення процесу параметричної оптимізації НС. Після цього може бути проведена структурна оптимізація НС та її програмно-апаратна реалізація для подальшого застосування.

Для реалізації запропонованого методу розроблено спеціалізоване програмне забезпечення. Дослідження ефективності мультиагентного методу параметричної оптимізації НС на основі гібридних алгоритмів сірих вовків у пропонуваній роботі виконувалось при оптимізації нечіткої системи управління польотом безпілотної літальної апарата (квадрокоптера) [19; 20].

Квадрокоптери є одним з найбільш популярних видів БПЛА мікро-класу, які останнім часом широко використовуються для виконання завдань моніторингу й інспекції в різних сферах цивільного та військового сектору [20 – 22]. Ці апарати мають низку переваг над іншими типами безпілотних літальних апаратів, а саме: високу маневреність, можливість вертикального зльоту та посадки, зависання в просторі, високу енергетичну ефективність, простоту обслуговування тощо. Водночас квадрокоптери є доволі складними об'єктами управління, для автоматизації яких доцільно застосовувати інтелектуальні САК, зокрема

$$\left\{ \begin{aligned} \ddot{x} &= \left( (F_1 + F_2 + F_3 + F_4)(\cos\varphi\sin\theta\cos\psi + \sin\varphi\sin\psi) - k_{x1}(\dot{x})^2 - k_{x2}F_x \right) / m; \\ \ddot{y} &= \left( (F_1 + F_2 + F_3 + F_4)(\sin\varphi\sin\theta\cos\psi + \cos\varphi\sin\psi) - k_{y1}(\dot{y})^2 - k_{y2}F_y \right) / m; \\ \ddot{z} &= \left( (F_1 + F_2 + F_3 + F_4)\cos\theta\cos\psi - F_g - k_{z1}(\dot{z})^2 - k_{z2}F_z \right) / m; \\ \ddot{\psi} &= l_{m\psi} \left( -F_1 + F_2 + F_3 - F_4 - k_{\psi1}(\dot{\psi})^2 - k_{\psi2}F_\psi \right) / I_\psi; \\ \ddot{\theta} &= l_{m\theta} \left( -F_1 - F_2 + F_3 + F_4 - k_{\theta1}(\dot{\theta})^2 - k_{\theta2}F_\theta \right) / I_\theta; \\ \ddot{\varphi} &= C_\varphi \left( F_1 - F_2 + F_3 - F_4 - k_{\varphi1}(\dot{\varphi})^2 - k_{\varphi2}F_\varphi \right) / I_\varphi, \end{aligned} \right. \quad (17)$$

де  $x, y, z$  – поздовжньо-горизонтальна та поперечно-горизонтальна координати, а також висота польоту квадрокоптера;  $\psi, \theta, \varphi$  – кути крену, диференту та рискання;  $m$  – маса БПЛА;  $F_1, F_2, F_3, F_4$  – відповідні значення підйомної сили роторів;  $F_x, F_y, F_z, F_\psi, F_\theta, F_\varphi$  – відповідні значення збурювальних впливів вітру;  $F_g$  – сила тяжіння;  $I_\psi, I_\theta, I_\varphi$  – моменти інерції БПЛА відносно поздовжньої, поперечної та вертикальної осей;  $l_{m\psi}$  – відстань від ротора до центра мас;  $C_\varphi$  – коефіцієнт поворотного моменту;  $k_{x1}, k_{x2}, k_{y1}, k_{y2}, k_{z1}, k_{z2}, k_{\psi1}, k_{\psi2}, k_{\theta1}, k_{\theta2}, k_{\varphi1}, k_{\varphi2}$  – коефіцієнти моделі БПЛА.

Оскільки сталі часу приводів квадрокоптера значно менші за сталі часу самого квадрокоптера, то ймовірно динамікою приводів роторів можна знехтувати. Отже, управління квадрокоптером здійснюється за допомогою 4-х основних керуючих сил:  $u_1, u_2, u_3$  та  $u_4$  [22]. В свою чергу:

$$\begin{aligned} u_1 &= F_1 + F_2 + F_3 + F_4; \\ u_2 &= -F_1 - F_2 + F_3 + F_4; \\ u_3 &= -F_1 + F_2 + F_3 - F_4; \\ u_4 &= F_1 - F_2 + F_3 - F_4. \end{aligned} \quad (18)$$

Функціональна структура нечіткої системи управління висотою польоту БПЛА представлена на рис. 1, де взято такі позначення: СУТР – система управління тактичного рівня; СУГК – система управління горизонтальними координатами ( $x, y$ );

нечіткі системи управління [20; 21]. Однією з найбільш важливих задач автоматизації просторового руху БПЛА такого типу є стабілізація й автоматичне регулювання висоти його польоту. У пропонованій роботі розроблена нечітка система управління висотою польоту квадрокоптера для дослідження ефективності запропонованого мультиагентного методу параметричної оптимізації НС на основі гібридних алгоритмів сірих вовків.

Математична модель квадрокоптера може бути представлена системою основних рівнянь [22]:

ПП – перетворювальний пристрій; ДВ – датчик висоти польоту; НЛВ – нечітке логічне виведення; P1, P2, P3, P4 – перший, другий, третій та четвертий ротори БПЛА;  $z_S, z_R$  – задане та реальне значення висоти польоту;  $u_{CD}, u_{AS}$  – вихідні сигнали ПП та ДВ;  $\varepsilon_z$  – помилка управління висотою польоту БПЛА.

Наведена САК містить в собі систему нечіткого логічного виведення типу Такагі-Сугено, яка використовується як нечіткий контролер. Такий нечіткий регулятор (НР) реалізує закон управління висотою польоту на основі залежності

$$u_1 = f_{FC} \left( K_P \varepsilon_z, K_D \dot{\varepsilon}_z, K_I \int \varepsilon_z dt \right). \quad (19)$$

Параметрична оптимізація нечіткого регулятора висоти виконана для квадрокоптера з такими основними параметрами: загальна маса БПЛА – 0,32 кг, відстань від ротора до центра мас – 0,209 м, загальна максимальна підйомна сила чотирьох роторів – 6 Н.

Коефіцієнти  $K_P, K_D$  та  $K_I$  застосовуються для нормування вхідних сигналів  $\varepsilon_z, \dot{\varepsilon}_z, \int \varepsilon_z dt$  та перетворення їх у відносні одиниці від максимальних значень. Початкові значення наведених коефіцієнтів становлять:  $K_P = 0,01; K_D = 0,03; K_I = 0,025$ . Отже, вектор нормуючих коефіцієнтів  $\mathbf{K}_i$  у цьому випадку складається з трьох коефіцієнтів:

$$\mathbf{K}_i = \{ K_P, K_D, K_I \}. \quad (20)$$

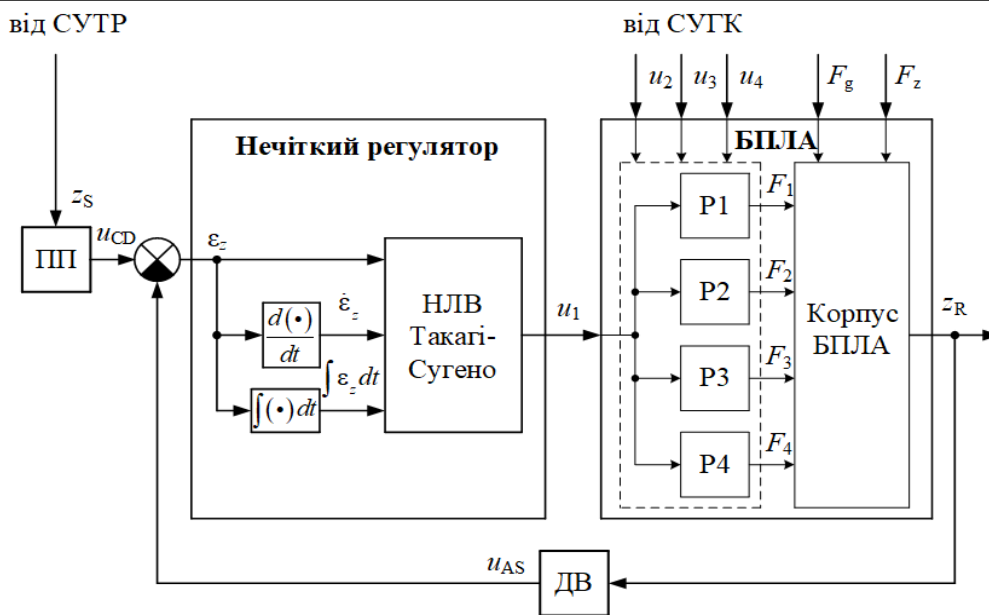


Рисунок 1 – Функціональна структура нечіткої САК висотою польоту БПЛА

На етапі фазифікації п'ять лінгвістичних термів трикутного типу застосовуються для фазифікації сигналу помилки  $\varepsilon_z$ : BN – велика від'ємна; SN – мала від'ємна; Z – нульова; SP – мала додатна; BP – велика додатна. Для фазифікації сигналів  $\dot{\varepsilon}_z$  та  $\int \varepsilon_z dt$  вибрано по три трикутних ЛТ:

N – від'ємна; Z – нульова; P – додатна. Спочатку дані лінгвістичні терми рівномірно розподілені по діапазону  $[-1, 1]$ . У такому випадку вектор регульованих параметрів (вершин) ЛТ  $\mathbf{P}_{LT}$  складається з 33 параметрів.

Загальна кількість правил БП нечіткого контролера  $s$  визначається кількістю всіх можливих комбінацій ЛТ вхідних сигналів і дорівнює 45,  $s = 5 \cdot 3 \cdot 3 = 45$ . Кожне  $r$ -те правило бази правил НР ( $r = 1, 2, \dots, 45$ ) представлено виразом

$$\begin{aligned} & \text{IF } "K_p \varepsilon_z = LT_1" \text{ AND } "K_D \dot{\varepsilon}_z = \\ & = LT_2" \text{ AND } "K_I \int \varepsilon_z dt = LT_3" \\ & \text{THEN } "u_1 = k_{1r} (K_p \varepsilon_z) + \\ & + k_{2r} (K_D \dot{\varepsilon}_z) + k_{3r} (K_I \int \varepsilon_z dt)." \end{aligned} \quad (21)$$

У такому випадку вектор вагових коефіцієнтів консеквентів правил БП  $\mathbf{P}_C$  складається зі 135 коефіцієнтів.

Отже, для розробленого НР системи управління висотою польоту квадрокоптера вектор параметрів  $\mathbf{X}$ , що необхідно оптимізувати, складається з векторів  $\mathbf{K}_i$ ,  $\mathbf{P}_{LT}$  та  $\mathbf{P}_C$  і містить загалом 171 параметр. Для проведення порівняльного аналізу і дослідження ефективності запропонованого підходу оптимізація вектора  $\mathbf{X}$  в цій роботі здійснюється на основі чотирьох різних методів: 1) базовий GWO;

2) покращений GWO (IGWO); 3) гібридний IGWO з GD; 4) гібридний IGWO з EKF.

На етапі ініціалізації досліджуваних методів встановлені обмеження  $\mathbf{X}_{\min}$  і  $\mathbf{X}_{\max}$  для всіх параметрів вектора  $\mathbf{X}$ . Для нормуючих коефіцієнтів  $\mathbf{K}_i$  введени такі обмеження:  $K_p \in [0,001;1]$ ,  $K_D \in [0,001;1]$ ,  $K_I \in [0,001;1]$ . Для вершин лінгвістичних термів (вектор  $\mathbf{P}_{LT}$ ) загальні обмеження встановлені як  $[-1, 1]$ . Щодо вектора  $\mathbf{P}_C$ , то його обмеження задані у вигляді:

$$\begin{aligned} & k_{1r} \in [0,001;10], \quad k_{2r} \in [0,001;10], \\ & k_{3r} \in [0,001;10], \quad r = \{1, 2, \dots, 45\}. \end{aligned}$$

Як цільова функція  $J$  для САК висотою польоту БПЛА вибрано узагальнене інтегральне відхилення реальної перехідної характеристики системи  $z_R(t, \mathbf{X})$  від бажаної характеристики  $z_D(t)$  її еталонної моделі [18]. Еталонна модель у такому випадку задана передаточною функцією об'єкта другого порядку. Оптимальним значенням цільової функції прийнято значення  $J_{\text{opt}} = 3100$ , за якого відхилення реальної перехідної характеристики  $z_R(t, \mathbf{X})$  від бажаної  $z_D(t)$  знаходиться у допустимих межах.

Далі на даному етапі для кожного з чотирьох досліджуваних модифікацій методу (базовий GWO, IGWO, гібридний IGWO з GD, гібридний IGWO з EKF) створено зграю вовків з однаковою кількістю вовків  $Z_{\max} = 30$ . Своєю чергою, початкові позиції вовків  $\mathbf{X}_Z(0)$  розподілені випадковим чином у просторі пошуку в діапазоні  $[\mathbf{X}_{\min}, \mathbf{X}_{\max}]$  для кожної модифікації. Також попередні гіпотези (на основі експертних знань) про значення вектора  $\mathbf{X}$  були відсутні.

Крім цього, на даному кроці параметри алгоритмів локального пошуку вибрані таким чином. Для градієнтного спуску вибрано алгоритм з фіксованим кроком  $\gamma = 0,001$  для всіх параметрів, що оптимізувалися. Для алгоритму розширеного фільтра Калмана початкові значення параметрів апостеріорної коваріаційної матриці помилок вибрані так  $\mathbf{P}_0 = 40800\mathbf{I}_{171}$ , де  $\mathbf{I}_{171}$  – одинична матриця розміру 171. Коваріаційна матриця визначена як  $\mathbf{Q} = 3850\mathbf{I}_{171}$ , а матриця  $\mathbf{R}$  у такому випадку також є скаляром,  $R = 520$ , оскільки НР висоти має тільки один вихід.

Як критерій закінчення оптимізації вибрано виконання максимальної кількості ітерацій  $N_{\max} = 200$ .

Далі проведено оптимізацію вектора  $\mathbf{X}$  для НР висоти САК БПЛА відповідно до всіх наступних кроків розробленого мультиагентного методу. Зокрема, оптимізаційні процедури проводилися по чергово з використанням кожного з методів по 5 разів (всього 20 експериментів) з подальшим відбором найкращих результатів. Також при оцінці сформованих векторів  $\mathbf{X}$  за допомогою розрахунку їх значень цільової функції  $J$  було проведено моделювання перехідних процесів системи управління БПЛА в різних режимах роботи (під дією різнотипних вхідних і збурювальних впливів) для ефективної оптимізації всіх параметрів нечіткого регулятора висоти.

Для оцінювання обчислювальних затрат кожного з розглянутих методів доцільно використовувати параметри  $\nu_{\text{opt}}$  та  $\nu_{\text{min}}$  (загальна кількість разів обчислення цільової функції, необхідних для досягнення її оптимального  $J_{\text{opt}}$  та мінімального  $J_{\text{min}}$  значення).

Найкращі результати, що вибрані з усіх експериментів, отриманих під час оптимізації вектора  $\mathbf{X}$  для НР висоти САК квадрокоптером, наведені в табл. 1.

Як видно з табл. 1, гібридні модифікації методу з GD та EKF дають можливість більш ефективно реалізувати параметричну оптимізацію нечіткого контролера для системи управління висотою польоту БПЛА порівняно з IGWO та базовою модифікаціями методу сірих вовків. А саме, для досягнення оптимального значення цільової функції  $J_{\text{opt}}$  кількість разів її обчислень  $\nu_{\text{opt}}$  для гібридної модифікації методу з EKF була меншою на 1464 та 1626, ніж для покращеної та базової модифікацій GWO-методу, відповідно. Отже, гібридна модифікація з GD також вимагала менше обчислень цільової функції для досягнення її оптимального значення, ніж IGWO-модифікація та базовий метод (на 1065 і 1227 відповідно).

Таблиця 1 – Найкращі результати експериментів, отримані в процесі оптимізації нечіткої САК квадрокоптером

Метод оптимізації	$N_{\text{opt}}$	$\nu_{\text{opt}}$	$J_{\text{min}}$	$N_{J_{\text{min}}}$	$\nu_{J_{\text{min}}}$
Базовий GWO-метод	132	3594	3057	132	3594
Покращений GWO-метод (IGWO)	63	3432	2954	87	4728
Гібридний IGWO-метод з GD	41	2367	2903	51	2937
Гібридний IGWO-метод з EKF	34	1968	2871	49	2823

Крім того, при реалізації гібридних методів з EKF та GD знайдено менші мінімальні значення цільової функції ( $J_{\text{min}} = 2871$ ;  $J_{\text{min}} = 2903$ ), ніж при використанні покращеного (IGWO) та базового GWO-методів ( $J_{\text{min}} = 2954$ ;  $J_{\text{min}} = 3057$ ). Зокрема, для конкретної задачі параметричної оптимізації НР системи управління висотою польоту БПЛА найкраще рішення  $\mathbf{X}_{\text{best}}$  (найкращий варіант вектора  $\mathbf{X}$ ) знайдено за допомогою гібридного методу сірих вовків з EKF.

Що стосується покращеного алгоритму (IGWO), його застосування також дало змогу знайти краще рішення порівняно із застосуванням базового алгоритму GWO, і при цьому було витрачено менше ітерацій для досягнення оптимального значення цільової функції  $J_{\text{opt}}$ . Однак загальна кількість обчислень цільової функції  $\nu_{\text{opt}}$  для цих двох методів (IGWO і базовий GWO) була майже однаковою (табл. 1).

Оптимізовані параметри отриманого вектора  $\mathbf{X}_{\text{best}}$  мають такі значення. Що стосується вектора нормуючих коефіцієнтів  $\mathbf{K}_i$ , то оптимальними значеннями його складових є:  $K_p = 0,0758$ ;  $K_D = 0,0686$ ;  $K_I = 0,0095$ . Щодо лінгвістичних термів НР, то значення їх параметрів до та після оптимізації наведені в табл. 2.

Оптимізований вектор  $\mathbf{P}_C$  вагових коефіцієнтів консеквентів БП має вигляд:

$\mathbf{P}_C = \{0,8158; 1,361; 1,12; 1,396; 3,823; 0,4275; 0,7949; 3,671; 5,858; 1,562; 0,3369; 6,068; 8,232; 8,997; 3,056; 4,072; 5,049; 9,776; 6,746; 2,775; 7,473; 10; 4,824; 2,102; 0,02365; 6,154; 10; 8,5; 0,5237; 0,3579; 9,307; 4,103; 0,2033; 1,534; 2,043; 4,387; 4,608; 7,816; 0,8849; 0,1132; 0,5616; 4,988; 9,153; 2,602; 7,313; 8,689; 0,7874; 0,3052; 2,585; 7,653; 5,126; 1,046; 7,26; 10; 6,738; 9,152; 7,152; 9,106; 10; 10; 4,424; 2,759; 0,5359; 1,945; 1,141; 6,718; 10; 5,886; 6,888; 3,047; 2,245; 0,6055; 2,715; 1,449; 5,909; 10; 9,851; 7,633; 6,249; 0,00184; 2,045; 3,721; 9,043; 7,334; 8,025;$



0,1472; 7,12; 3,548; 5,487; 1,768; 1,829; 3,863; 7,287; 9,547; 10; 1,879; 6,789; 10; 2,413; 0,724; 0,1517; 10; 1,152; 6,139; 7,365; 3,963; 8,569; 3,192; 2,56; 5,595; 0,6512; 2,972; 1,166; 0,06175; 0,7937; 6,406; 0,5597; 5,217; 1,998; 3,761; 10; 7,585; 1,423; 0,9343; 3,049; 0,2321; 7,669; 0,7058; 2,445; 0,6757; 10; 1,432; 3,152; 10; 1,426}.

Таблиця 2 – Параметри лінгвістичних терміїв до та після оптимізації

Лінгвістичний терм	Параметри до оптимізації	Параметри після оптимізації
Вхідна змінна $\varepsilon_z$		
BN – велика від’ємна	[-1 -1 -0,5]	[-1 -1 -0,533]
SN – мала від’ємна	[-1 -0,5 0]	[-0,792 -0,525 -0,098]
Z – нульова	[-0,5 0 0,5]	[-0,445 0 0,197]
SP – мала додатна	[0 0,5 1]	[0,073 0,412 0,893]
BP – велика додатна	[0,5 1 1]	[0,661 1 1]
Вхідна змінна $\dot{\varepsilon}_z$		
N – від’ємна	[-1 -1 -0,2]	[-1 -1 -0,493]
Z – нульова	[-0,8 0 0,8]	[-0,682 0 0,295]
P – додатна	[0,2 1 1]	[0,141 1 1]
Вхідна змінна $\int \varepsilon_z dt$		
N – від’ємна	[-1 -1 -0,2]	[-1 -1 -0,122]
Z – нульова	[-0,8 0 0,8]	[-0,571 0 1]
P – додатна	[0,2 1 1]	[0,413 1 1]

Фрагмент бази правил для нечіткого контролера із заданими ваговими коефіцієнтами консеквентів представлено в табл. 3.

Таблиця 3 – Фрагмент БП нечіткого регулятора САК БПЛА

№ правила	Лінгвістичні терми вхідних змінних		Вагові коефіцієнти консеквентів правил			
	$K_p \varepsilon_z$	$K_D \dot{\varepsilon}_z$	$K_I \int \varepsilon_z dt$	$k_{1r}$	$k_{2r}$	$k_{3r}$
1	BN	N	N	0,8158	1,361	1,12
5	BN	Z	Z	8,232	8,997	3,056
11	SN	N	Z	9,307	4,103	0,2033
18	SN	P	P	1,046	7,26	10
23	Z	Z	Z	10	5,886	6,888
27	Z	P	P	6,249	0,00184	2,045
36	SP	P	P	3,963	8,569	3,192
41	BP	Z	Z	10	7,585	1,423
45	BP	P	P	3,152	10	1,426

Для підтвердження ефективності розробленого НР з оптимізованими параметрами з використанням

запропонованого гібридного методу сірих вовків з ЕКФ на рис. 2 представлено перехідні процеси системи управління висотою польоту БПЛА, де криві 1 та 2 – вихід системи (реальне значення висоти польоту квадрокоптера  $z_R$ ) з традиційним ПІД-контролером та з нечітким контролером Такагі-Сугено, параметри якого оптимізовані за допомогою розробленого гібридного GWO-методу з ЕКФ. Лінія 3 є входом системи (задане значення висоти польоту БПЛА  $z_S$ ), а лінія 4 – збурювальний вплив вітру  $F_z$ . Параметри традиційного ПІД-контролеру оптимізовані за допомогою градієнтного методу, їх значення становлять:  $k_p = 2,54$ ;  $k_d = 1,43$ ;  $k_i = 0,513$ .

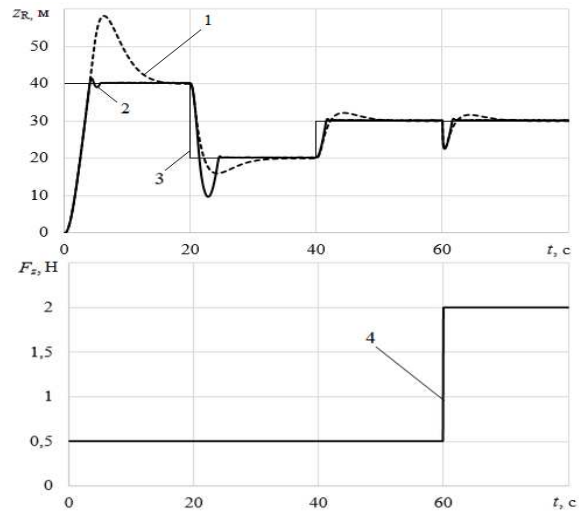


Рисунок 2 – Перехідні процеси САК висотою польоту БПЛА

У табл. 4 наведено порівняльний аналіз показників якості САК висотою польоту для наведених вище перехідних процесів (реальне значення висоти польоту БПЛА  $z_R$ ) при зміні заданого значення висоти  $z_S$  від 0 до 40 м (рис. 2).

Таблиця 4 – Аналіз показників якості САК висотою польоту БПЛА

Показники якості	Показники якості САК БПЛА	
	ПІД-контролер	Оптимізований НР
Час наростання, $t_r$ , с	3,96	4,02
Час регулювання, $t_{rmax}$ , с	14,21	4,47
Перерегулювання, $\sigma_{max}$ , %	45,55	3,75

Як видно з рис. 2 та табл. 4, система управління висотою польоту БПЛА з НР, оптимізованим за допомогою запропонованого гібридного мультиагентного методу сірих вовків з ЕКФ, має значно вищі показники якості управління порівняно

з такою ж системою на основі оптимально налаштованого традиційного ПД-контролера. Крім того, для знаходження найкращого варіанта вектора  $\mathbf{X}_{\text{best}}$  для розробленого НР висоти з використанням такої модифікації гібридного методу не знадобилося великих обчислювальних та часових затрат ( $\nu_{\text{min}} = 2823$ ), що в цілому підтверджує її високу ефективність.

### Висновки

У роботі запропоновано мультиагентний метод параметричної оптимізації нечітких САК та СППР на основі гібридних покращених алгоритмів сірих вовків. Розроблений метод дає змогу більш ефективно проводити оптимізацію параметрів нечітких комп'ютерних систем порівняно з базовим та покращеним GWO-методами. У такому методі використовуються стратегії групового полювання та розмірного полювання на основі навчання, а також стратегія локального пошуку на основі алгоритмів градієнтного спуску та розширеного фільтра Калмана, що допомагає суттєво зменшувати обчислювальні витрати та збільшувати швидкість збіжності до оптимальних рішень при оптимізації

досить складних НС. Дослідження ефективності розробленого мультиагентного методу проведено при оптимізації векторів нормуючих коефіцієнтів  $\mathbf{K}_i$ , регульованих параметрів ЛТ  $\mathbf{P}_{\text{LT}}$  та вагових коефіцієнтів консеквентів правил БП  $\mathbf{P}_c$  для нечіткої САК польотом БПЛА (квадрокоптера). Отримані результати порівняльного аналізу підтверджують суттєві переваги розробленого гібридного IGWO-методу з GD та EKF над базовим та покращеним GWO-методами.

Порівняльний аналіз отриманих результатів комп'ютерного моделювання показує, що запропонований гібридний IGWO-метод з GD та EKF дає можливість оптимізувати параметри нечіткої системи управління набагато ефективніше порівняно з базовими алгоритмами GWO та IGWO, оскільки отримані нечіткі контролери з використанням обох даних модифікацій методу забезпечують нижчі значення цільової функції  $J$  при значно менших обчислювальних витратах. Ефективність розробленого гібридного мультиагентного методу також підтверджується високими показниками якості системи автоматичного управління висотою БПЛА з розробленим НР.

### Список літератури

1. Zadeh, L. A. et al. (Eds.) Recent developments and new directions in soft computing. STUDEFUZ 317, Cham: Springer, 2014, 466 p. DOI: 10.1007/978-3-319-06323-2.
2. Козлов, О. В., Скакодуб, О. С. Синтез та оптимізація нечітких СППР на основі біоінспірованих ройових алгоритмів. *Мозиланські читання – 2021: Матеріали Всеукраїнської наук.-практ. конф.* Миколаїв: ЧНУ, 2021. С. 18–21.
3. Mendel, J. M. Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems, Introduction and New Directions. Second Edition, Springer International Publishing, 2017, 684 p.
4. Рутковская, Д., Пилинский, М., Рутковский, Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва: Горячая линия. Телеком. 2006. 452 с.
5. Kosko, B. Fuzzy Systems as Universal Approximators. *IEEE Trans. on Computers*, Vol. 43, № 11, 1994. P. 1329–1333. DOI: 10.1109/12.324566
6. Kondratenko, Y. P., Kozlov, O. V., Korobko, O. V. Model based development of intelligent controllers for pyrolysis reactors control systems. *Збірник наукових праць НУК*. Миколаїв, 2014. № 6 (456). С. 66–74.
7. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница: "УНІВЕРСУМ-Вінниця", 1999. 300 с. ISBN 966-7199-49-5.
8. Kondratenko, Y., Simon, D. Structural and parametric optimization of fuzzy control and decision making systems. Recent developments and the new direction in soft-computing foundations and applications. *Selected Papers from the 6th World Conference on Soft Computing*. Berkeley, USA, 2016. Series: Studies in Fuzziness and Soft Computing. 2018. 361. Springer International Publishing. P. 273–289. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6_22).
9. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія / під заг. ред. С. О. Субботіна. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с.
10. Kondratenko, Y. P., Al Zubi, E.Y.M. The Optimization approach for increasing efficiency of digital fuzzy controllers. *Annals of DAAAM for 2009 & Proceeding of the 20th Int. DAAAM Symp. "Intelligent Manufacturing and Automation"*, Published by DAAAM International. Vienna, Austria, 2009. P. 1589–1591.
11. Nahlovsky, T. Optimization of Fuzzy Controller Parameters for the Temperature Control of Superheated Steam. *Procedia Engineering*, Vol. 100, 2015, pp. 1547–1555.
12. Precup, R. E., David, R. C., Petriu, E. M., Szedlak-Stinean, A. I., Bojan-Dragos, C. A. Grey wolf optimizer-based approach to the tuning of PI-fuzzy controllers with a reduced process parametric sensitivity. *Proc. 4th IFAC Intl. Conf. Intell. Control Autom. Sci.*, Reims, France, 2016, P. 55–60.
13. Sahoo, B. P., Panda, S. Improved grey wolf optimization technique for fuzzy aided PID controller design for power system frequency control. *J. Sustainable Energy, Grids and Networks*, Vol. 16, 2018. P. 278–299.
14. Hernandez, E., Castillo O., Soria, J. Optimization of fuzzy controllers for autonomous mobile robots using the grey wolf optimizer. 2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), New Orleans, LA, USA, 2019. P. 1–6.

15. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M. Lewis, A. Grey wolf optimizer. *Adv. Eng. Software*, 69, 2014, P. 46–61.
16. Nadimi-Shahraki, M. H., Taghian, S., Mirjalili, S. An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems. *J. Expert Systems with Applications*, Vol. 166, 2021, 113917. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113917>.
17. Kosanam, S., Simon D. Fuzzy membership function optimization for system identification using an extended Kalman filter. *Fuzzy Information Processing Society*. 2006. P. 459–462. DOI: 10.1109/NAFIPS.2006.365453.
18. Kondratenko, Y. P., Kozlov, A. V. Parametric optimization of fuzzy control systems based on hybrid particle swarm algorithms with elite strategy. *Journal of Automation and Information Sciences*, Vol. 51, Issue 12, New York: Begel House Inc., 2019. P. 25–45, DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v51.i12.40.
19. Irscheid, A., Konz, M., Rudolph, J. A Flatness-Based Approach to the Control of Distributed Parameter Systems Applied to Load Transportation with Heavy Ropes. Y. P. Kondratenko et al. (eds.), *Advanced Control Techniques in Complex Engineering Systems: Theory and Applications*, Studies in Systems, Decision and Control 203, 2018, pp. 279–294. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-21927-7\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-21927-7_13).
20. Skakodub, O., Kozlov, O., Kondratenko, Y. Optimization of Linguistic Terms' Shapes and Parameters: Fuzzy Control System of a Quadrotor Drone. *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, 2021, pp. 566–571, doi: 10.1109/IDAACS53288.2021.9660926.
21. Eltayeb, A., Rahmat, M. F., Basri, M. A. M., Eltoun, M. A. M., El-Ferik, S. An Improved Design of an Adaptive Sliding Mode Controller for Chattering Attenuation and Trajectory Tracking of the Quadcopter UAV. *IEEE Access*, Vol. 8, 2020, P. 205968–205979.
22. Timchenko, V. L., Lebedev, D. O. Optimization of Processes of Robust Control of Quadcopter for Monitoring of Sea Waters. *Journal of Automation and Information Sciences*, NY, Begell house, Vol. 51, Issue 2, 2019, P. 1–10.

*Стаття надійшла до редколегії 03.02.2022*

#### **Kozlov Oleksiy**

PhD, Associate Professor, Doctorant of the Department of Intelligent Information Systems, [orcid.org/0000-0003-2069-5578](https://orcid.org/0000-0003-2069-5578)

#### **Kondratenko Yuriy**

Sc.Dr., Professor, Head of the Department of Intelligent Information Systems, [orcid.org/0000-0001-7736-883X](https://orcid.org/0000-0001-7736-883X)

#### **Skakodub Oleksandr**

PhD student of the Department of Intelligent Information Systems, [orcid.org/0000-0002-5643-775X](https://orcid.org/0000-0002-5643-775X)

*Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv*

### **HYBRID MULTI-AGENT METHOD FOR OPTIMIZATION OF FUZZY COMPUTER SYSTEMS**

**Abstract.** *Recently, intelligent computer systems based on fuzzy logic and soft computing are used quite effectively to solve a wide range of complex applied problems in various fields of human activity. One of the promising areas of modern research in the field of artificial intelligence is the creation and testing of bioinspired multi-agent and evolutionary methods for the synthesis and optimization of fuzzy automatic control systems (ACS) and decision support systems (DSS). This paper is devoted to the development and research of a multi-agent method of parametric optimization of fuzzy systems (FS) based on hybrid improved grey wolf algorithms. The proposed method allows optimizing the parameters of fuzzy computer systems more efficiently, compared to the basic and improved grey wolf methods. This method uses group hunting and dimensional learning-based hunting strategies, as well as local search strategies based on algorithms of gradient descent and extended Kalman filter, which significantly reduces computational costs and increases the rate of convergence to optimal solutions when optimizing parameters of complex fuzzy systems. To study the effectiveness of the developed hybrid multi-agent method in this work, the synthesis and parametric optimization of the fuzzy flight control system for the unmanned aerial vehicle (UAV) is carried out. In particular, the optimization of the vectors of normalizing coefficients, adjustable parameters of linguistic terms (LT), and weight coefficients of the rule's consequences of the rule base (RB) for the altitude controller of the fuzzy ACS for the UAV is performed. The obtained results of the comparative analysis confirm the significant advantages of the developed hybrid multi-agent method of parametric optimization, as well as the feasibility of its application for the synthesis of different types of ACSs and DSSs based on fuzzy logic.*

**Keywords:** *fuzzy computer system; parametric optimization; multi-agent method; automatic control system; fuzzy controller; unmanned aerial vehicle*

#### **References**

1. Zadeh, L. A. et al. (Eds.). (2014). *Recent developments and new directions in soft computing*. STUDFUZ 317, Cham: Springer, 466. DOI: 10.1007/978-3-319-06323-2.
2. Kozlov, O. V., Skakodub, O. S. (2021). Synthesis and optimization of fuzzy DSS based on bioinspired swarm algorithms. *Mohyla readings – 2021: Materials of the All-Ukrainian scientific-practical. conf. Mykolaiv: ChNU*, pp. 18–21.
3. Mendel, J. M. (2017). *Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems, Introduction and New Directions*. Second Edition, Springer International Publishing, 684.

4. Rutkovskaya, D., Pilinsky, M., Rutkovsky, L. (2006). Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems. Moscow: Hotline. Telecom, 452.
5. Kosko, B. (1994). Fuzzy Systems as Universal Approximators. *IEEE Trans. on Computers*, 43, 11, 1329–1333. DOI: 10.1109/12.324566
6. Kondratenko, Y. P., Kozlov, O. V., Korobko, O. V. (2004). Model based development of intelligent controllers for pyrolysis reactors control systems. *Collection of scientific works of NUS*. Mykolayiv, 6 (456), 66–74.
7. Rotshtein, A. P. (1999). Intelligent Identification Technologies: Fuzzy Sets, Genetic Algorithms, Neural Networks. Vinnitsa: "UNIVERSUM-Vinnytsia", 300. ISBN 966-7199-49-5.
8. Kondratenko, Y., Simon, D. (2018). Structural and parametric optimization of fuzzy control and decision making systems. Recent developments and the new direction in soft-computing foundations and applications. *Selected Papers from the 6th World Conference on Soft Computing*. Berkeley, USA, 2016. Series: Studies in Fuzziness and Soft Computing. 2018. 361. Springer International Publishing. P. 273–289. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6_22).
9. Subbotin, S. O., Oliynyk, A. A., Oliynyk, O. O. (2009). Neiterative, evolutionary and multiagent methods of synthesis of fuzzy and neural networks models: monograph / under the general. ed. S. O. Subbotin. Zaporozhye: ZNTU, 375.
10. Kondratenko, Y. P., Al Zubi, E.Y.M. (2009). The Optimization approach for increasing efficiency of digital fuzzy controllers. *Annals of DAAAM for 2009 & Proceeding of the 20th Int. DAAAM Symp. "Intelligent Manufacturing and Automation"*, Published by DAAAM International. Vienna, Austria, P. 1589–1591.
11. Nahlovsky, T. (2015). Optimization of Fuzzy Controller Parameters for the Temperature Control of Superheated Steam. *Procedia Engineering*, 100, 1547–1555.
12. Precup, R. E., David, R. C., Petriu, E. M., Szedlak-Stinean, A. I., Bojan-Dragos, C. A. (2016). Grey wolf optimizer-based approach to the tuning of PI-fuzzy controllers with a reduced process parametric sensitivity. *Proc. 4th IFAC Intl. Conf. Intell. Control Autom. Sci.*, Reims, France, P. 55–60.
13. Sahoo, B. P., Panda, S. (2018). Improved grey wolf optimization technique for fuzzy aided PID controller design for power system frequency control. *J. Sustainable Energy, Grids and Networks*, 16, 278–299.
14. Hernandez, E., Castillo O., Soria, J. (2019). Optimization of fuzzy controllers for autonomous mobile robots using the grey wolf optimizer. 2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), New Orleans, LA, USA, P. 1–6.
15. Mirjalili, S., Mirjalili, S. M. Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Adv. Eng. Software*, 69, 46–61.
16. Nadimi-Shahraki, M. H., Taghian, S., Mirjalili, S. (2021). An improved grey wolf optimizer for solving engineering problems. *J. Expert Systems with Applications*, 166, 113917. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113917>.
17. Kosanam, S., Simon D. (2006). Fuzzy membership function optimization for system identification using an extended Kalman filter. *Fuzzy Information Processing Society*, 459–462. DOI: 10.1109/NAFIPS.2006.365453.
18. Kondratenko, Y. P., Kozlov, A. V. (2019). Parametric optimization of fuzzy control systems based on hybrid particle swarm algorithms with elite strategy. *Journal of Automation and Information Sciences*, 51, 12, 25–45, DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v51.i12.40.
19. Irscheid, A., Konz, M., Rudolph, J. (2018). A Flatness-Based Approach to the Control of Distributed Parameter Systems Applied to Load Transportation with Heavy Ropes. Y. P. Kondratenko et al. (eds.). *Advanced Control Techniques in Complex Engineering Systems: Theory and Applications, Studies in Systems, Decision and Control*, 203, 279-294. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-21927-7\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-21927-7_13).
20. Skakodub, O., Kozlov, O., Kondratenko, Y. (2021). Optimization of Linguistic Terms' Shapes and Parameters: Fuzzy Control System of a Quadrotor Drone. *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, pp. 566-571, doi: 10.1109/IDAACS53288.2021.9660926.
21. Eltayeb, A., Rahmat, M. F., Basri, M. A. M., Eltoum, M. A. M., El-Ferik, S. (2020). An Improved Design of an Adaptive Sliding Mode Controller for Chattering Attenuation and Trajectory Tracking of the Quadcopter UAV. *IEEE Access*, 8, 205968-205979.
22. Timchenko, V. L., Lebedev, D. O. (2019). Optimization of Processes of Robust Control of Quadcopter for Monitoring of Sea Waters. *Journal of Automation and Information Sciences*, 51, 2, 1–10.

#### Посилання на публікацію

- APA Kozlov, Oleksiy, Kondratenko, Yuriy & Skakodub, Oleksandr. (2022). Hybrid multi-agent method for optimization of fuzzy computer systems. *Management of Development of Complex Systems*, 49, 40–51, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.40-51](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.40-51).
- ДСТУ Козлов О. В., Кондратенко Ю. П., Скакодуб О. С. Гібридний мультиагентний метод для оптимізації нечітких комп'ютерних систем. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2022. № 49. С. 40 – 51, [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.40-51](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.40-51).