



КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ

DOI <https://doi.org/10.32782/2078-0877-2026-26-2-5>

УДК 004.89:004.942:62-50

С. М. Григоренко, канд. техн. наук

ORCID: 0009-0006-4551-8243

Л. І. Протасова, ст. викладач

ORCID: 0000-0002-8531-9357

О. В. Євсєєв, ст. викладач

ORCID: 0009-0009-3100-2643

Національний університет «Одеська політехніка»

e-mail: s.m.hryhorenko@op.edu.ua

**БІОНІЧНО-ОРІЄНТОВАНИЙ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ
ПЛАНУВАЛЬНИК ПЕРЕМІЩЕННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ
У ДВОВИМІРНОМУ ПРОСТОРИ**

Анотація. Метою роботи є розробка та формалізація біонічно-орієнтованого нейромережевого планувальника, здатного забезпечувати адаптивне та безпечне формування траєкторії руху в умовах невизначеного та динамічного середовища.

Наукова новизна полягає у застосуванні концепції аферентного синтезу як механізму інтеграції сенсорної, навігаційної та цільової інформації.

У роботі виконано формалізацію задачі планування переміщення, запропоновано структуру нейромережевого планувальника, обґрунтовано використання багатопарових і згорткових нейронних мереж. Отримані результати показують, що запропонований підхід забезпечує адаптивне та безпечне переміщення кіберфізичної системи, дозволяє уникати зіткнень із перешкодами та досягати цільової точки у реальному часі.

Практична цінність роботи полягає у можливості застосування розробленого планувальника в інтелектуальних системах управління мобільними кіберфізичними об'єктами, зокрема в умовах динамічного та невизначеного середовища.

Ключові слова: аферентний синтез, біонічний підхід, кіберфізична система, нейромережевий планувальник, планування переміщення, система технічного зору, штучні нейронні мережі.

Постановка проблеми. Сучасний розвиток кіберфізичних систем (КФС) зумовлює необхідність створення ефективних інтелектуальних методів управління їх переміщенням у складних, динамічних та апріорно неформалізованих середовищах. Традиційні алгоритмічні підходи до планування траєкторій, як правило, потребують повної або часткової апріорної інформації про середовище та мають обмежену здатність до адаптації в умовах невизначеності [1]. У зв'язку з цим особливої актуальності набуває застосування біонічного підходу [2; 3], який дозволяє використовувати принципи функціонування біологічних систем для побудови інтелектуальних моделей поведінки.

Одним із перспективних напрямів є використання нейромережевих моделей, здатних до обробки великих обсягів сенсорної інформації в реальному масштабі часу та формування адаптивних керуючих впливів. Зокрема, поєднання біонічного підходу з нейромережевими технологіями відкриває можливості для створення ефективних планувальників переміщення, здатних забезпечувати безпечну навігацію КФС у середовищах із динамічними перешкодами. Як наслідок, розробка нейромережевого планувальника переміщення на основі біонічних принципів є актуальним науковим і прикладним завданням.



Аналіз останніх досліджень. За останні роки проблематика інтелектуального планування переміщення роботизованих і кіберфізичних систем набула істотного розвитку, насамперед у напрямках поєднання класичних методів планування руху з підходами штучного інтелекту, машинного навчання та нейромережевого управління.

Узагальнення сучасного стану цієї галузі показує, що традиційні алгоритми планування траєкторій, хоча й забезпечують формальну коректність, часто мають обмежену ефективність у динамічних і невизначених середовищах, де критичними є вимоги до адаптивності та роботи в реальному масштабі часу. Це підтверджується сучасними оглядовими дослідженнями з планування руху мобільних роботів авторами у роботі [4], у яких підкреслюється зростання ролі data-driven і learning-based підходів.

Помітне місце в сучасних дослідженнях посідають нейромережеві методи планування та обходу перешкод. Зокрема, у роботі [5] запропоновано підхід до планування траєкторії мобільного робота на основі нейронних мереж і ієрархічного підкріплювального навчання, де показано переваги такого підходу у різних середовищах порівняно з альтернативними алгоритмами.

Паралельно розвивається і напрям біонічно-натхненних рішень. Так автори у 2025 році опубліковано роботу [6], у якій біонічно-орієнтований нейромережевий підхід застосовано для енергоефективного планування руху роботизованих систем із надлишковими ступенями вільності. Це свідчить про збереження наукового інтересу до біонічних принципів як до джерела ефективних моделей поведінки в складному середовищі.

Водночас у сфері кіберфізичних систем сучасні дослідження дедалі частіше розглядають задачі руху, управління та прийняття рішень у ширшому контексті інтеграції сенсорики, обчислень, комунікацій та виконавчих механізмів. Так, у роботі [7] нейромережеві моделі розглядаються як перспективний інструмент для побудови адаптивних механізмів управління і планування, однак проблема спеціалізованого нейромережевого планувальника саме для кіберфізичної системи, побудованого на біонічних засадах і орієнтованого на двовимірний простір із локальною сенсорною картою, висвітлена недостатньо.

Отже, аналіз робіт [4...7] дає змогу зробити висновок, що існуючі підходи переважно розвиваються в одному з трьох напрямів: класичне планування траєкторій, навчання з підкріпленням або «від початку до кінця» нейромережеве уникнення перешкод. Разом із тим недостатньо опрацьованими залишаються питання побудови біонічно-орієнтованого нейромережевого планувальника переміщення кіберфізичної системи, у якому було б поєднано: принципи аферентного синтезу; локальне сенсорне сприйняття середовища на основі вектора відстаней; формування керуючих параметрів у реальному часі; можливість використання різних архітектур нейронних мереж як ядра планувальника. Саме усунення зазначених прогалин і становить предмет даної статті.

Формулювання мети статті (постановка завдання). Метою роботи є розробка та формалізація біонічно-орієнтованого нейромережевого планувальника переміщення кіберфізичних систем у двовимірному просторі, здатного забезпечувати адаптивне та безпечне формування траєкторії руху в умовах невизначеного та динамічного середовища.

Для досягнення поставленої мети у роботі вирішуються такі завдання:

- аналіз принципів біонічного підходу до побудови інтелектуальних систем;
- формалізація задачі планування переміщення КФС;
- розробка структури нейромережевого планувальника на основі аферентного синтезу;
- визначення вхідних і вихідних параметрів моделі;
- формування функції рішення та критеріїв безпечного переміщення;
- обґрунтування вибору архітектур нейронних мереж для реалізації планувальника.



Основна частина. Відповідно до робіт [8; 9], сутність біонічного підходу до створення інтелектуальних систем полягає у технічному відтворенні принципів функціонування біологічних систем, які забезпечують адаптивну та «інтелектуальну» поведінку в складному та неформалізованому середовищі. Зазначений підхід ґрунтується на ідентифікації та використанні біологічних аналогій, зокрема результатів нейрофізіологічних і нейрокібернетичних досліджень, спрямованих на вивчення нервової системи людини та тварин. Водночас слід враховувати, що пряме перенесення знань із нейрофізіології до технічного моделювання інтелектуальних систем є обмеженим через надзвичайну складність об'єкта – людського мозку.

Психіка людини як системна властивість високоорганізованої матерії характеризується багаторівневою структурою, у якій значна частина процесів, що забезпечують поведінку, не піддається повному поясненню лише на основі експериментальних нейрофізіологічних даних. Це зумовлює складність побудови систем штучного інтелекту загалом і, зокрема, інтелектуальних планувальників переміщення КФС, які повинні функціонувати в умовах невизначеності та взаємодії з динамічним середовищем.

Авторами встановлено, що значна частина поведінкових реакцій реалізується не на рівні свідомості, а на підсвідомому рівні, причому подібні механізми характерні не лише для людини, а й для більш простих біологічних організмів, таких як ссавці та навіть комахи. Це дозволяє зробити висновок, що при синтезі інтелектуальних систем планування руху КФС доцільно орієнтуватися не на повне відтворення складних когнітивних процесів, а на моделювання базових механізмів цілеспрямованої поведінки.

У цьому контексті доцільним є підхід, що передбачає моделювання реактивної (рефлекторної) поведінки на більш простому нейрофізіологічному рівні, з урахуванням сенсорних даних, зворотного зв'язку та взаємодії КФС із навколишнім середовищем. Даний підхід дозволяє створювати ефективні нейромережеві планувальники переміщення, здатні забезпечувати адаптивну поведінку системи без необхідності повного моделювання складних когнітивних процесів.

На сьогодні сформовано певні уявлення щодо структури та функціонування нервової системи людини й інших біологічних організмів, які лежать в основі формування поведінкових реакцій. Зокрема, встановлено, що фундаментом будь-якої нервової системи є мережа взаємопов'язаних нейронів, які функціонують у паралельному режимі. Незважаючи на відносно невисоку швидкість реакції окремого нейрона (порядку кількох мілісекунд), така організація забезпечує високу ефективність обробки значних обсягів інформації, що надходить від сенсорних рецепторів, та формування керуючих сигналів для виконавчих механізмів у реальному масштабі часу.

Зазначені властивості біологічних систем можуть бути використані як концептуальна основа при розробці інтелектуальних компонентів КФС. У КФС аналогічні функції виконують сенсорні підсистеми, обчислювальні модулі та виконавчі пристрої, які інтегруються в єдину інформаційно-керуючу структуру. Паралельна обробка даних, використання розподілених обчислень і формування керуючих впливів у реальному часі є ключовими характеристиками таких систем.

З урахуванням того, що аферентний синтез і регуляція за результатами є базовими принципами функціонування біологічних систем на різних рівнях організації, доцільно застосувати ці підходи при моделюванні інтелектуальної поведінки КФС. Використання механізмів зворотного зв'язку через взаємодію із зовнішнім середовищем дозволяє формувати адаптивні алгоритми управління та забезпечує корекцію поведінки системи залежно від отриманих результатів.

У такому контексті найпростіша гомеостатична система зі зворотним зв'язком може розглядатися як базова модель інтелектуального планувальника переміщення КФС. Вона відображає ключові функціональні компоненти, зокрема сенсорне сприйняття середовища, інтеграцію різномірної інформації на основі механізму аферентного синтезу, формування рішення

та генерацію керуючих дій (рис. 1). Дана структура забезпечує узгоджене прийняття рішень і дозволяє реалізувати цілеспрямовану та адаптивну поведінку системи в умовах динамічного середовища.

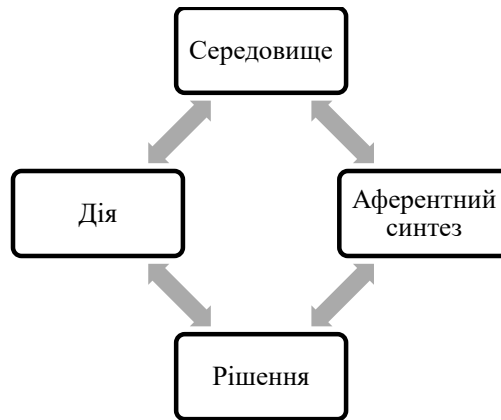


Рис. 1. Функціональна структура інтелектуального планувальника переміщення КФС на основі аферентного синтезу

Запропонована система є спрощеною порівняно з функціональними системами поведінкового рівня, яка включає підсистему аферентного синтезу (САС), реалізовану на основі штучних нейронних мереж, а також спеціалізовану схему прийняття рішень (СПР), розташовану на виході (рис. 2).



Рис. 2. Структурно-функціональна модель нейромережевого планувальника переміщення кіберфізичної системи на основі аферентного синтезу



Рисунок 2 демонструє, що на вхід системи надходить інформація із зовнішнього середовища, яка формується за допомогою системи технічного зору, сенсорних пристроїв та навігаційної підсистеми. Ці дані включають відомості про розташування перешкод, цільових об'єктів та вільного простору, а також параметри поточного стану КФС.

Підсистема САС, реалізована на основі штучної нейронної мережі, виконує обробку вхідної інформації, її узагальнення та формування внутрішнього представлення середовища. На цьому етапі здійснюється інтеграція сенсорних даних, аналіз ситуації та оцінка можливих варіантів руху.

Результати роботи САС передаються до СПР, яка здійснює вибір оптимального керуючого впливу. СПР аналізує альтернативні варіанти переміщення, враховує обмеження середовища та цільові параметри, після чого формує керуючі сигнали для виконавчої підсистеми.

Зазначимо, що виконавча підсистема реалізує обрані дії, забезпечуючи переміщення КФС у просторі. У процесі руху відбувається постійне оновлення інформації про стан середовища, що формує зворотний зв'язок і забезпечує адаптивність системи.

Таким чином, взаємодія САС та СПР у замкнутому контурі управління дозволяє реалізувати інтелектуальне планування переміщення КФС в умовах невизначеності та динамічних змін зовнішнього середовища.

Вхідними даними для підсистеми аферентного синтезу є числові параметри, що характеризують відстані до найближчих перешкод, які надходять від системи технічного зору КФС, а також інформація від вбудованої навігаційної підсистеми. Система технічного зору забезпечує сприйняття навколишнього середовища у вигляді дискретизованого простору, представленого сукупністю ділянок трьох типів: вільних, заборонених та цільових.

Передбачається, що між системою технічного зору та підсистемою САС встановлено однозначну відповідність, за якої кожному елементу зовнішнього середовища відповідає певний нейрон або група нейронів у структурі нейронної мережі. Даний підхід забезпечує коректне відображення просторової інформації у внутрішній моделі середовища, що формується в КФС.

З урахуванням того, що система технічного зору жорстко інтегрована з фізичною складовою КФС, доцільно вважати, що система координат, яка використовується для представлення зовнішнього середовища в моделі САС, також прив'язана до корпусу КФС. Це забезпечує узгодженість між сенсорними даними, внутрішнім поданням середовища та формуванням керуючих впливів у процесі планування переміщення.

Запропонований підхід відрізняється від існуючих тим, що формування шуканої траєкторії переміщення кіберфізичної системи здійснюється, у загальному випадку, шляхом моделювання процесів САС у межах штучної нейронної мережі. Виходячи з цього, даний підхід дозволяє відмовитися від жорстко заданих алгоритмів планування та перейти до адаптивного формування траєкторії на основі поточних даних про стан середовища.

Інформація про взаємне розташування цілі та перешкод інтерпретується як обстановкова аферентація, тоді як факт виявлення цілі сенсорними засобами КФС або її задання через зовнішній канал, наприклад оператором, може розглядатися як пускова аферентація. Це забезпечує інтеграцію як автономних, так і керованих режимів функціонування системи.

Принциповою особливістю підходу є те, що фіксація елементарного кроку переміщення здійснюється не у зовнішньому представленні середовища, а у внутрішніх станах кіберфізичної системи. Даний механізм дозволяє формувати траєкторію як послідовність станів системи, що забезпечує більш гнучке та адаптивне управління рухом.

Висока швидкодія системи технічного зору та нейромережевої підсистеми аферентного синтезу забезпечує можливість оперативної обробки інформації та швидкого реагування на зміни в середовищі. Виходячи з цього, система управління своєчасно виявляє динамічні перешкоди та формує коригувальні керуючі впливи з метою їх безпечного обходу.

Запропонований підхід забезпечує підвищення адаптивності та ефективності планування переміщення КФС в умовах невизначеного та динамічного середовища.

Як засіб оцінювання обстановки під час переміщення КФС у середовищі використовується система технічного зору, реалізована на основі багатопроменевого локатора фронтального огляду [9; 10]. З метою спрощення задачі обробки сенсорної інформації приймемо, що замість повного просторово-часового розподілу інтенсивностей відбитого сигналу локатор формує дискретний у часі вектор значень відстаней до виявлених перешкод. За таких припущень як базовий сенсор може бути використаний багатопроменевий лазерний далекомір (лідар) обмеженої дальності дії.

Нехай зона локальної видимості лідара визначається такими параметрами: максимальна дальність виявлення перешкод $0 \dots D_{\max}$ (в експериментальних умовах – до 5 м), кут розкриття діаграми спрямованості Ω (91°), ширина окремого променя λ (1°) та кількість променів $N = \Omega/\lambda$. Зазначена авторами конфігурація забезпечує формування дискретизованого представлення навколишнього середовища у вигляді множини напрямів спостереження, для кожного з яких визначається відповідна відстань до перешкоди.

Модельне подання діаграми спрямованості багатопроменевого лідара та відповідного вектора відстаней наведено на рис. 3. У кожному промені визначається енергетичний центр відбитого сигналу, що відповідає найближчій перешкоді у даному напрямку.

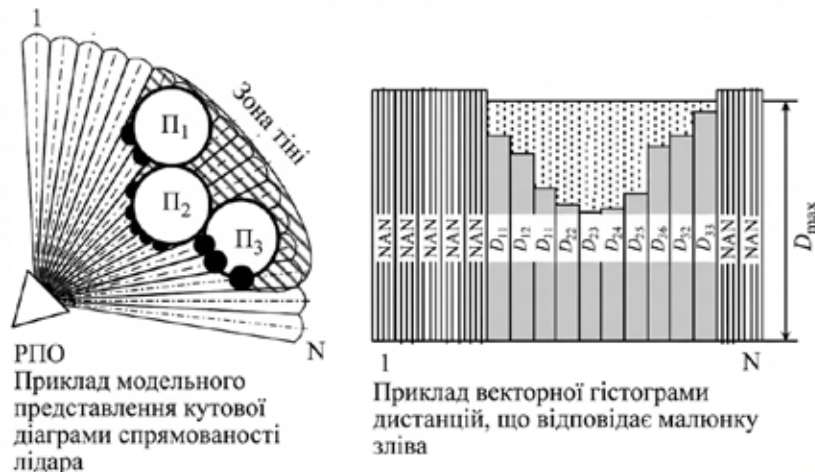


Рис. 3. Модель діаграми спрямованості багатопроменевого лідара та відповідного вектора відстаней до перешкод

Для спрощення моделі, авторами введено припущення про однакові відбивні властивості всіх перешкод, а також про відсутність впливу середовища на поширення сигналу, зокрема розсіювання та поглинання. За таких умов вважається, що виміряні значення відстаней є точними, а відбитий сигнал – достовірним і не містить шумів або просторово-часових спотворень.

У випадку відсутності відбитого сигналу в окремому променевому каналі або при фіксації сигналу з потужністю нижче встановленого порогового рівня, відповідному елементу вектора відстаней присвоюється спеціальне значення, що інтерпретується як відсутність перешкоди в межах зони видимості. Таке значення може бути формалізовано як нескінченність або позначене як NAN.

Передбачається, що формування вектора відстаней багатопроменевим локатором здійснюється за запитом від системи управління КФС. Запити до лідара генеруються періодично у процесі переміщення КФС під дією її виконавчої підсистеми з метою досягнення про-



гнозованого положення із заданою точністю ξ . При цьому опитування сенсора виконується на початку кожного циклу функціонування інтелектуальної системи позиційно-траєкторного управління.

Розроблюваний нейромережевий планувальник повинен забезпечувати обробку в реальному масштабі часу даних, що формуються лідаром і представлені у вигляді вектора відстаней до виявлених перешкод. На основі цієї інформації, а також з урахуванням поточного положення КФС, планувальник має обчислювати параметри безпечного напрямку переміщення, які передаються до позиційно-траєкторного регулятора з урахуванням прогнозу на найближчий часовий інтервал.

Під безпечним переміщенням у даному контексті розуміється забезпечення руху КФС без зіткнень із перешкодами в процесі виконання траєкторії, що досягається шляхом оперативного аналізу сенсорної інформації та формування коригувальних керуючих впливів.

Після завершення кожного циклу роботи планувальник обчислює та передає до регулятора значення матриці коефіцієнтів A_{ij} , а також параметр напрямку руху φ . Додатково можуть передаватися значення параметра режиму руху ξ (де $\xi = 0$ відповідає позиційному управлінню, а $\xi = 1$ – руху із заданою швидкістю), рекомендована курсова лінійна швидкість V_k та обмеження на кутові швидкості виконавчих механізмів. У свою чергу, навігаційна підсистема після виконання керуючих впливів формує зворотний зв'язок, передаючи планувальнику актуальні значення декартових координат положення КФС (p_1, p_2) , які використовуються для наступного циклу планування.

Процес переміщення триває до моменту досягнення цільової точки з координатами (p_1^k, p_2^k) , що визначає завершення задачі планування.

Розробка планувальника здійснюється на основі формально-логічного підходу з використанням штучних нейронних мереж, відповідно до принципів біонічного підходу до створення інтелектуальних систем, розглянутих раніше. З метою оцінювання ефективності пропонується розглянути різні архітектури нейромереж, зокрема слабкозв'язані багатопшарові нейронні мережі регулярного типу, а також згорткові нейронні мережі [11]. У зв'язку з цим розроблюваний планувальник класифікується як нейромережевий.

Для формалізації задачі синтезу нейромережевого планувальника переміщення КФС у двовимірному просторі введемо множину вхідних, вихідних та внутрішніх параметрів системи.

1. Вектор вхідних даних. На кожному циклі функціонування планувальника від сенсорної та навігаційної підсистем надходить інформація про стан середовища та поточний стан КФС. Узагальнений вектор вхідних даних можна подати у вигляді:

$$x(t) = [d_1(t), d_2(t), \dots, d_N(t), p_1(t), p_2(t), p_1^k, p_2^k, V(t), \theta(t)]^T, \quad (1)$$

де $d_i(t)$ – значення відстані до найближчої перешкоди в i -му променевому каналі лідара, $i=1, \dots, N$;

N – кількість променів лідара;

$p_1(t), p_2(t)$ – поточні декартові координати КФС;

p_1^k, p_2^k – координати цільової точки;

$V(t)$ – поточна лінійна швидкість КФС;

$\theta(t)$ – поточний кут орієнтації КФС у площині.

Зазначимо, що у разі потреби до складу вхідного вектора можуть бути включені додаткові параметри, зокрема кутова швидкість, безпечна дистанція, тип режиму руху або ознаки динамічності середовища.

2. Внутрішнє подання стану середовища. Вектор сенсорних спостережень $d(t) = [d_1(t), d_2(t), \dots, d_N(t)]^T$ формує локальну карту сприйняття середовища в системі координат,



жорстко пов'язаній із корпусом КФС. Дана карта є основою для побудови внутрішнього образу зовнішнього середовища в підсистемі аферентного синтезу.

Цільовий вектор відносного положення може бути заданий як $g(t) = \begin{bmatrix} p_{k1}-p_1(t) \\ p_{k2}-p_2(t) \end{bmatrix}$, а евклідова відстань до цілі визначається за формулою:

$$p(t) = \sqrt{(p_1^k - p_1(t))^2 + (p_2^k - p_2(t))^2}, \quad (2)$$

Кут на ціль відносно поточного положення КФС: $\alpha(t) = \text{atan2}(p_2^k - p_2(t), p_1^k - p_1(t)) - \theta(t)$.

3. Функція рішення нейромережевого планувальника. Нейромережевий планувальник реалізує нелінійне відображення вхідного простору ознак у простір керуючих параметрів:

$$u(t) = F_{NN}(x(t); W), \quad (3)$$

де F_{NN} – нейромережева функція рішення;

W – множина вагових коефіцієнтів і параметрів мережі;

$u(t)$ – вектор вихідних параметрів планувальника.

У загальному випадку вектор виходу може бути поданий як:

$$u(t) = [\varphi(t), V_k(t), \xi(t), A_{11}(t), \dots, A_{ij}(t)], \quad (4)$$

де $\varphi(t)$ – рекомендований кут безпечного напрямку руху;

$V_k(t)$ – рекомендоване значення курсової лінійної швидкості;

$\xi(t)$ – параметр режиму руху;

$A_{ij}(t)$ – елементи матриці параметрів, що передається до позиційно-траєкторного регулятора.

У спрощеному випадку функція рішення може зводитися лише до визначення напрямку та

швидкості $u(t) = \begin{bmatrix} \varphi(t) \\ V_k(t) \end{bmatrix} = F_{NN}(x(t))$.

4. Умова безпечного переміщення. Безпечний напрямок руху повинен забезпечувати відсутність зіткнення КФС з перешкодами в межах прогнозованого горизонту планування. Формально це можна подати як умову $r(\tau, \varphi(t)) \notin \Omega_{obs}, \forall \tau \in [t, t + \Delta t]$ де $r(\tau, \varphi(t))$ – прогнозована траєкторія КФС при русі в напрямку $\varphi(t)$, Ω_{obs} – область, зайнята перешкодами, а Δt – горизонт прогнозування.

Додатково повинна виконуватися умова зменшення відстані до цілі: $\rho(t + \Delta t) < \rho(t)$ – обране рішення має не лише забезпечувати безпечність, а й сприяти досягненню цільової точки.

5. Цільова функція планування. Роботу планувальника можна описати через мінімізацію функціонала, який враховує відхилення від цілі, близькість до перешкод і плавність руху:

$$J = w_1 \rho(t + \Delta t) + w_2 \Psi_{obs}(t) + w_3 |\Delta \varphi(t)| \rightarrow \min, \quad (5)$$

де w_1, w_2, w_3 – вагові коефіцієнти;

$\Psi_{obs}(t)$ – функція штрафу за наближення до перешкод;

$\Delta \varphi(t)$ – зміна кута руху між сусідніми циклами.

Виходячи із вище наведеного, нейромережевий планувальник повинен формувати таке рішення, яке одночасно забезпечує безпечність, цілеспрямованість і плавність переміщення КФС.

Запропонована формалізація дозволяє подати задачу нейромережевого планування переміщення КФС як задачу нелінійного відображення сенсорної, навігаційної та цільової інформації у вектор керуючих параметрів. Такий підхід створює основу для подальшого синтезу архітектури нейромережі, вибору критеріїв навчання та оцінювання ефективності планувальника в умовах динамічного середовища.

В узагальненому вигляді вихідні дані для побудови нейромережевого планувальника переміщення КФС доцільно систематизувати у вигляді таблиці 1. При цьому як критерії оцінювання ефективності застосування такого планувальника у складі інтелектуальної системи позиційно-траєкторного управління слід використовувати показники якості функціонування, визначені на попередніх етапах дослідження.

Таблиця 1

Вихідні дані для розв'язання задачі синтезу нейромережевого планувальника переміщення кіберфізичної системи

Параметр	Значення
Вхідні дані	Положення цілі, дані від системи технічного зору (зокрема лазерного далекоміра/лідара), поточне положення КФС
Вихідні дані	Необхідний кут зміни напрямку руху КФС, рекомендована швидкість переміщення КФС або прогнозовані координати її нового положення
Розмірність координатного представлення зовнішнього середовища	Двовимірна
Тип представлення простору зовнішнього середовища	Декартова система координат
Вимоги до режиму роботи	Планування в реальному масштабі часу, досягнення цільової точки за скінченний час
Модель представлення перешкод	Допускається апроксимація об'єктів середовища опуклими геометричними фігурами
Формування траєкторії	Забезпечення можливості локального або глобального планування переміщення, зокрема вздовж близької до найкоротшої траєкторії
Тип інтеграції з об'єктом управління	Вбудований у структуру інтелектуальної системи позиційно-траєкторного управління КФС
Формально-логічна основа ядра планувальника	Нейроподібні мережі прямого поширення

Наведені у табл. 1 характеристики визначають загальні вимоги до побудови нейромережевого планувальника переміщення КФС та формують основу для подальшого синтезу його структури. Особливого значення набуває забезпечення функціонування в реальному масштабі часу, оскільки саме ця вимога визначає доцільність використання нейромережевих моделей як інструменту швидкої обробки сенсорних даних і формування керуючих впливів.

Використання двовимірного декартового представлення середовища та апроксимація перешкод опуклими геометричними об'єктами дозволяють спростити задачу планування без втрати її прикладної значущості. Водночас інтеграція планувальника безпосередньо у контур позиційно-траєкторного управління забезпечує узгодженість між сенсорним сприйняттям, прийняттям рішень і виконанням руху.

Таким чином, систематизація вихідних даних дає змогу сформулювати цілісне уявлення про функціональні вимоги до нейромережевого планувальника та створює основу для подальшого вибору архітектури нейронної мережі, методів її навчання й критеріїв оцінювання ефективності.

Висновки. У роботі запропоновано підхід до синтезу нейромережевого планувальника переміщення КФС, що базується на використанні біонічних принципів організації поведінки. Обґрунтовано, що застосування концепції аферентного синтезу дозволяє інтегрувати сенсорну інформацію, дані про поточний стан системи та цільові параметри в єдину узгоджену модель прийняття рішень, що є важливим для забезпечення адаптивної поведінки в умовах невизначеного середовища.



Розроблена формалізація задачі планування переміщення дозволяє представити процес управління як задачу нелінійного відображення вхідних параметрів у простір керуючих впливів. Запропонована структура планувальника, яка включає підсистему аферентного синтезу та схему прийняття рішень, забезпечує можливість функціонування системи в реальному масштабі часу та ефективну обробку сенсорної інформації.

Показано, що використання нейромережевих моделей, зокрема багат шарових та згорткових нейронних мереж, сприяє підвищенню ефективності обробки даних і забезпечує адаптивність процесу планування переміщення в умовах динамічних змін середовища. Запропонований підхід дозволяє реалізувати безпечно переміщення КФС шляхом уникнення зіткнень із перешкодами та досягнення цільової точки за скінченний час.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення можливостей запропонованої моделі, зокрема на її адаптацію до тривимірних середовищ та більш складних сценаріїв руху. Важливим напрямом є врахування невизначеності та зашумленості сенсорних даних, що дозволить підвищити стійкість системи до реальних умов експлуатації. Перспективним також є інтеграція методів підкріплювального навчання з метою підвищення адаптивності та автономності прийняття рішень.

Водночас, потребує подальшого дослідження ефективність різних архітектур нейронних мереж і гібридних моделей у контексті задач планування переміщення КФС. Важливим практичним етапом є реалізація та експериментальна апробація розробленого планувальника на реальних кіберфізичних платформах. Також доцільно враховувати енергетичні та ресурсні обмеження системи, що дозволить підвищити ефективність її функціонування та забезпечити оптимальне використання обчислювальних ресурсів.

Список використаних джерел

1. Костенко В. Аналіз методів та алгоритмів планування траєкторій для групового застосування БПЛА *Measuring and computing devices in technological processes*. 2025. 10.31891/2219-9365-2025-83-42.
2. Чечель Т. О., Носова Т. В. Метод розробки біонічного підходу до ендопротезування фалангового суглобу кисті людини. *Інформаційні технології і автоматизація – 2024* : матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції, 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса : Видавництво ОНТУ, 2024 р. С. 809–81. URI: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/29231>.
3. Шинський О. Й., Калюжний П. Б., Дорошенко В. С. Біонічний підхід до виготовлення литих легковагих металоконструкцій для будівництва споруд модульного типу. *Процеси лиття*, 2022. № 150 (4). <https://doi.org/10.15407/plit2022.04.063>.
4. Dong Lu, He Z., Song C., Sun C. A review of mobile robot motion planning methods: from classical motion planning workflows to reinforcement learning-based architectures. *Arxiv*. 2022. № 4. URI: https://arxiv.org/abs/2108.13619?utm_source=chatgpt.com.
5. Yu J., Su Y., Liao Y. The Path Planning of Mobile Robot by Neural Networks and Hierarchical Reinforcement Learning. *Front. Neurorobot.* 2020. Vol. 142020. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2020.00063>.
6. She J., Xiang F., Xu B., Chen L., Wang Y., Liu N., Zou W., Ma G., Yu B., Ba K. Bionic Energy-Efficient Inverse Kinematics Method Based on Neural Networks for the Legs of Hydraulic Legged Robots. *Biomimetics* 2025, № 10(6), 403. <https://doi.org/10.3390/biomimetics10060403>.
7. Liu W., Zhang M., Xu Q., Xie L. Survey on data-driven control and its application in cyber-physical energy systems. *Cyber-Physical Energy Systems*. 2025. Vol. 1, Issue 1, Pp. 28–48. <https://doi.org/10.1016/j.cpes.2025.08.004>.
8. Бець С.М. Біоніка та дизайн інтер'єру. Використання біологічних методів та структур для формування гармонійного середовища. *Theory and practice of design*. 2022. 10.18372/2415-8151.25.16791.
9. Радіолокатор бічного огляду. URI: <https://www.radartutorial.eu/20.airborne/ab06.uk.html>.
10. Introduction to SAR. URI: <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/3.4/help/analysis/image-analyst/introduction-to-synthetic-aperture-radar.htm>.



11. Sveleba S., Brygilevych V., Katerynychuk I., Kuno I., Karpa I., Semotiuk O., Shmyhelskyi Y., Sveleba N. Multilayer neural networks – as determined systems. *JCPPEE*. 2021; Vol. 11, № 2: pp. 26–31. <https://doi.org/10.23939/jcppee2021.02.026>.

Дата першого надходження статті до видання: 24.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 18.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 25.05.2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)



S. Hryhorenko, L. Protasova, O. Yevseiev

National University “Odesa Polytechnic”

BIONIC-BASED NEURAL NETWORK MOTION PLANNER FOR A CYBER-PHYSICAL SYSTEM IN A TWO-DIMENSIONAL SPACE

Summary

This paper presents a bionic-based approach to the synthesis of a neural network motion planner for a cyber-physical system operating in a two-dimensional space. The proposed method is grounded in the principles of afferent synthesis, which enable the integration of heterogeneous information, including sensory data, system state parameters, and target coordinates, into a unified decision-making framework. Such an approach allows the system to exhibit adaptive and goal-oriented behavior in environments characterized by uncertainty and dynamic changes.

The motion planning problem is formalized as a nonlinear mapping from the input space, defined by lidar-based distance measurements, navigation data, and goal position, to the output space of control parameters. These parameters include the desired direction of motion, velocity, and additional control coefficients required for trajectory execution. The planner operates in real time, ensuring timely processing of incoming data and rapid response to environmental changes, including the appearance of dynamic obstacles.

The architecture of the planner incorporates artificial neural networks as its computational core, with particular attention given to both multilayer feedforward networks and convolutional neural networks. Their applicability is justified by their ability to efficiently process high-dimensional sensory inputs and to generalize complex nonlinear dependencies between environmental states and control actions.

The proposed approach enables safe navigation by preventing collisions and ensuring convergence to the target point within a finite time. It also provides a flexible framework for integrating autonomous and operator-driven control modes. The obtained results demonstrate the potential of combining bionic principles with neural network models for the development of intelligent motion planning systems in cyber-physical environments.

Keywords: cyber-physical system, neural network planner, bionic approach, afferent synthesis, motion planning, artificial neural networks, vision system.