

Григоренко С. М., Савельєва О. С., Протасова Л. І.

МОДЕЛЬ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПЛАНУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ НА ОСНОВІ АФЕРЕНТНОГО СИНТЕЗУ

Актуальність теми. У статті розглянуто планування переміщення кіберфізичної системи в динамічному й невизначеному середовищі. Дослідження зумовлене потребою у створенні інтелектуальних систем управління, здатних забезпечувати автономне функціонування за умов неповної інформації, наявності перешкод і обмежених обчислювальних ресурсів. **Метою дослідження** є розроблення й формалізація моделі нейромережевого планування переміщення кіберфізичної системи на основі принципів аферентного синтезу, що забезпечує інтеграцію сенсорної інформації та формування керівних впливів у реальному масштабі часу. **Методологія вивчення** базується на використанні біоінспірованого підходу, теорії функціональних систем, методів штучних нейронних мереж, дискретної сіткової моделі, нейроподібної мережі регулярного типу, підсистеми аферентного синтезу, підсистеми прийняття рішень із механізмом конкурентного відбору типу "переможець отримує все", а також функціоналу складності траєкторій і методів дискретного моделювання. **Наукова новизна дослідження** полягає в розробленні біоінспірованої моделі нейромережевого планувальника, яка поєднує підсистему аферентного синтезу й підсистему прийняття рішень у єдиній архітектурі. **Результати.** Запропоновано підхід до подання зовнішнього середовища у вигляді дискретної сіткової моделі з подальшим відображенням у нейроподібну мережу, що відтворює топологію простору. Уперше обґрунтовано використання механізму хвильового поширення сигналів збурення в поєднанні з принципом конкурентного відбору ("переможець отримує все") для визначення оптимального напрямку руху кіберфізичної системи. Сформульовано математичну постановку задачі планування переміщення на основі функціоналу складності траєкторій і розроблено відповідну нейромережеву структуру для її реалізації. Продемонстровано, що запропонована модель забезпечує формування керівних впливів для позиційно-траєкторного регулятора й дає змогу реалізувати замкнений цикл управління від сенсорного сприйняття середовища до прийняття рішень і виконання руху. **Практична цінність роботи** полягає в можливості застосування запропонованого біоінспірованого нейромережевого планувальника переміщення кіберфізичної системи для створення інтелектуальних систем управління мобільними кіберфізичними об'єктами, що функціонують у складних і динамічних умовах. **Висновки:** досягнуті результати підтверджують ефективність використання біоінспірованих нейромережевих підходів для задач планування переміщення та створюють передумови для подальшого розвитку інтелектуальних систем управління кіберфізичними системами.

Ключові слова: кіберфізична система; нейромережеве планування; аферентний синтез; біоінспірований підхід; планування переміщення; нейроподібна мережа; підсистема прийняття рішень; хвильове поширення сигналів; оптимальна траєкторія; адаптивне управління.

Вступ

Сучасний розвиток кіберфізичних систем (КФС) супроводжується зростанням вимог до їх автономності, адаптивності та здатності ефективно функціонувати в умовах невизначеного й динамічного зовнішнього середовища. Особливої актуальності набувають завдання планування переміщення, що потребують оперативного оброблення сенсорної інформації, врахування наявності перешкод і забезпечення безпечного досягнення цільових станів.

Наявні підходи до планування руху, як правило, ґрунтуються на заздалегідь сформованих моделях середовища або вимагають значних обчислювальних ресурсів, що обмежує їх застосування в реальному масштабі часу. У зв'язку з цим зростає потреба в розробленні нових методів, здатних забезпечити

ефективне прийняття рішень на основі неповної та зашумленої інформації.

Перспективним напрямом розв'язання зазначеної проблеми є використання біоінспірованих підходів, зокрема концепції аферентного синтезу, що дає змогу інтегрувати різномірні сенсорні дані та формувати цілеспрямовану поведінку системи. Поєднання таких підходів із нейромережевими моделями відкриває можливості для створення інтелектуальних планувальників, здатних працювати в умовах апріорної невизначеності середовища.

Розроблення моделі нейромережевого планування переміщення КФС на основі аферентного синтезу є актуальним науково-прикладним завданням, спрямованим на підвищення ефективності управління та забезпечення адаптивного функціонування сучасних інтелектуальних систем.

Аналіз літературних джерел і постановка проблеми

Питання планування переміщення інтелектуальних систем, зокрема КФС, активно досліджується в сучасній науковій літературі у зв'язку з розвитком робототехніки, автономного транспорту та інтелектуальних виробничих систем [1].

У монографії [2] детально висвітлено ключові засади багаторівневої платформи кіберфізичних систем, окреслено напрями й особливості організації наукових досліджень у межах її функціонування. Розроблено основи автоматизованого синтезу комп'ютерних пристроїв для реконфігурованих апаратних платформ вузлів інтелектуальних сенсорів і актуаторів. Запропоновано підходи до побудови комп'ютерних засобів захисту інформації на основі алгоритмів у полях Галуа, а також визначено практичні аспекти імплементації положень багаторівневої платформи під час проєктування вендингових кіберфізичних систем.

У класичних підходах до планування руху використовуються алгоритми пошуку, зокрема RRT та їх модифікації, які забезпечують побудову оптимальних або квазіоптимальних траєкторій [1]. Однак такі методи, як правило, потребують повної або частково відомої моделі середовища й мають значні обчислювальні витрати, особливо в умовах високої розмірності простору або динамічних змін.

У зв'язку з цим останнім часом значного розвитку набули підходи, основані на використанні штучних нейронних мереж. Як показано в роботах, присвячених нейромеревовому плануванню, такі методи дають змогу зменшити обчислювальну складність задачі та забезпечити адаптивність до змін середовища за допомогою навчання на даних [3]. Зокрема нейромережі застосовуються для апроксимації функцій вартості, побудови евристик пошуку й генерації траєкторій у реальному часі.

Окремим напрямом є використання біоінспірованих моделей, що імітують механізми функціонування біологічних нервових систем. Основи такого підходу закладені в класичних роботах, де нейрон розглядається як логічний елемент із пороговою функцією активації [4].

Наукові положення, висвітлені в праці [5], демонструють комплексний і міждисциплінарний підхід до формування сучасних біоінспірованих

систем. Особливо цінним є поєднання концепцій біомеханіки, штучного інтелекту, сенсорних технологій і адаптивного керування в єдиній інформаційно-фізичній архітектурі. Суттєвою перевагою дослідження є зосередження уваги на адаптивності та самоорганізації систем, що набуває особливого значення в умовах динамічного й невизначеного середовища функціонування. Використання біологічних принципів як основи для побудови технічних рішень дає змогу не лише підвищити ефективність управління та енергоефективність, але й забезпечити більш природний характер взаємодії між людиною та технічними системами.

Робота [6] присвячена дослідженню сучасних підходів до підвищення ефективності телекомунікаційних систем у разі впливу завад і групових помилок у каналах зв'язку. Автори розглянули особливості застосування алгебраїчних згорткових кодів перемежування й проаналізували методи їх декодування в умовах релієвського розсіювання сигналу. Автори обґрунтовують доцільність використання адаптивного підходу до декодування, який дає змогу підвищити якість передавання інформації та покращити енергетичні характеристики системи.

Крім того, увагу приділено побудові математичної моделі телекомунікаційної системи, яка зважає на специфіку виникнення групових помилок у каналі зв'язку. У роботі детально описано структуру моделі, функціональне призначення її елементів і особливості програмної реалізації. Це забезпечує можливість комплексного аналізу ефективності різних методів декодування й оцінювання їх впливу на характеристики системи зв'язку.

У праці [7] висвітлено концепцію функціональних систем і аферентного синтезу, яка дає змогу розглядати процес прийняття рішень як інтеграцію різномірної інформації про середовище, стан системи й цільові параметри. Використання цієї концепції в поєднанні з нейромеревовими моделями створює передумови для побудови інтелектуальних систем керування з високим рівнем адаптивності. Сучасні дослідження демонструють ефективність поєднання нейромеревових і біоінспірованих підходів. Зокрема розробляються гібридні моделі, які поєднують класичні алгоритми планування з методами машинного навчання, що допомагає досягти балансу між точністю, швидкістю та адаптивністю систем [8].

Автор роботи [9] обґрунтовує доцільність використання методів штучного інтелекту для аналізу складних логістичних і постачальницьких процесів, що сприяє підвищенню точності прогнозування та якості управлінських рішень. Цінність роботи полягає в поєднанні сучасних цифрових підходів із практичними завданнями управління постачанням, що є особливо важливим в умовах нестабільності ринкового середовища й цифрової трансформації бізнесу. Запропоновані нейромережеві підходи можуть стати основою для створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у сфері логістики, управління ресурсами й цифрового менеджменту підприємств.

У праці [10] проаналізовано сучасні методи, моделі та інформаційні технології класифікації й сегментації відеоданих із використанням нейронних мереж і апаратного прискорювача Google Coral. Дослідження охоплює моделі SSD/FPN MobileNet V1, MobileNet V2 і SSDLite MobileNet V2, для яких підібрано оптимальні параметри навчання. Крім того, активно вивчаються графові нейронні мережі та глибокі моделі навчання, що забезпечують оброблення складних просторових структур і дають змогу брати до уваги контекстні зв'язки між елементами середовища [11].

Незважаючи на значну кількість студій, залишається низка нерозв'язаних питань, пов'язаних із забезпеченням ефективного планування в умовах апріорної невизначеності середовища, обмежених обчислювальних ресурсів і необхідності функціонування в реальному масштабі часу. Це зумовлює доцільність подальших досліджень, присвячених розробленню нових моделей і методів, зокрема на основі біоінспірованих нейромережевих підходів.

Мета й завдання публікації

Метою дослідження є розроблення й формалізація моделі нейромережевого планування переміщення кіберфізичної системи на основі принципів аферентного синтезу, що забезпечує інтеграцію сенсорної інформації, формування оптимального напрямку руху й адаптивне функціонування в умовах невизначеного й динамічного зовнішнього середовища.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

1) проаналізувати підходи до формування інформації про зовнішнє середовище КФС на основі даних системи технічного зору;

2) запропонувати спосіб подання зовнішнього середовища у вигляді дискретної моделі, придатної для нейромережевого оброблення;

3) сформулювати задачу планування переміщення КФС у формалізованому вигляді;

4) розробити нейромережеву структуру для інтеграції сенсорних показників і визначення напрямку руху;

5) описати принцип функціонування нейромережевого планувальника в процесі керування переміщенням кіберфізичної системи.

Виклад основного матеріалу

Залежно від властивостей зовнішнього середовища й типу використовуваної системи технічного зору (СТЗ) можливі різні варіанти формування сенсорної інформації [12]. У цьому контексті доцільно виокремити два основні класи СТЗ. До першого належать далекомірні системи, які формують на виході часткову інформацію про стан середовища в межах зони прямої видимості. Такі системи забезпечують визначення відстаней до перешкод, однак не дають змоги отримати повну уяву про структуру навколишнього простору. До другого класу належать СТЗ із просторовим оглядом, які формують більш повну інформацію про середовище в межах зони активності кіберфізичної системи. На основі даних, що містять просторово-часовий розподіл інтенсивності відбитого сигналу, стає можливим не лише виявлення перешкод і визначення відстаней до них, але й часткове відновлення структури простору поза межами безпосередньої видимості.

Мережеве подання моделі зовнішнього середовища

Мережеве подання моделі зовнішнього середовища є важливим етапом побудови інтелектуального планувальника переміщення кіберфізичної системи. На відміну від методів типу DVH і DVH-NN, орієнтованих на використання багатопроменевих далекомірних СТЗ [13], запропонований біонічно-орієнтований нейромережевий підхід передбачає застосування СТЗ із просторовим секторним оглядом у горизонтальній площині. Отримана від сенсорної підсистеми інформація в зовнішньому контурі попередньо обробляється й перетворюється у двовимірне дискретне подання із заданою точністю,

яке використовується для формування траєкторії переміщення КФС у межах зони сприйняття.

Дані перетворюються у двовимірне дискретне подання способом прив'язки секторної зони огляду до полярної системи координат із початком, жорстко пов'язаним із кіберфізичною системою. Подальше оброблення передбачає дискретизацію секторного простору за кутовою координатою та відстанню з визначеним кроком. Як наслідок, формується дискретна карта середовища, що може бути інтерпретована як вхідний простір ознак для нейромережевої підсистеми аферентного синтезу.

Важливо зауважити, що параметри дискретизації секторної зони визначаються низкою факторів, серед яких роздільна здатність і дальність дії СТЗ, якість отриманого сигналу, швидкість переміщення кіберфізичної системи, обчислювальні можливості її керівної підсистеми, а також обсяг доступної пам'яті. Оптимальний вибір цих параметрів забезпечує баланс між точністю подання середовища й швидкодією системи планування.

Приклади формування спрощеної моделі зовнішнього середовища на основі показників, отриманих від далекомірної СТЗ та СТЗ із просторовим оглядом, наведено на рис. 1 і 2 відповідно.

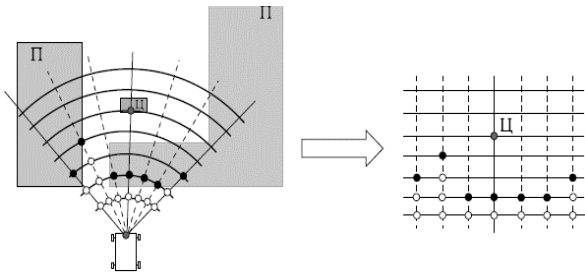


Рис. 1. Приклад формування спрощеної моделі зовнішнього середовища за даними від далекомірної системи технічного зору

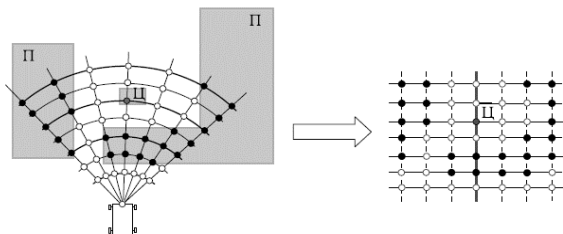


Рис. 2. Приклад формування спрощеної моделі зовнішнього середовища за даними від системи технічного зору з просторовим оглядом

Зазначені підходи демонструють різні рівні деталізації середовища й визначають можливості

подальшого використання цих даних у задачах планування переміщення кіберфізичної системи.

Зазначимо, що в кожному вузловому елементі сформованої сіткової моделі зовнішнього середовища можуть бути поставлені у відповідність елементарні ділянки площі ΔS , отримані внаслідок двовимірної дискретизації активної зони, що сприймається СТЗ. Залежно від встановленого порогового значення виявлення та розрахованої середньої щільності інтенсивності відбитого сигналу кожна така ділянка визначається як зайнята перешкодою (ΔS_n) або як вільна (ΔS_c).

Постановка задачі планування переміщення кіберфізичної системи біонічним методом та її формалізація

Для формалізації задачі планування переміщення КФС у двовимірному просторі запропонуємо декартову систему координат $0x_1x_2$ та відповідні позначки. Нехай X_{ci} – вектори, що відповідають точкам середовища, доступним для переміщення КФС у момент часу t_i ; X_n – вектори положення стаціонарних перешкод; X_{ni} – вектори, що описують положення рухомих перешкод $\Pi(t_i)$ у момент часу t_i ; X_u – вектор, що визначає положення цільової точки; X_{ni} – вектор поточного положення КФС у просторі $0x_1x_2$ в момент часу t_i .

Нехай також T_1 і T_2 позначають можливі траєкторії переміщення КФС із множини допустимих варіантів, що формуються в процесі планування. Відповідно до схеми, зображеної на рис. 3, дискретний час аналізу ситуації в зовнішньому середовищі визначається співвідношенням, поданим нижче.

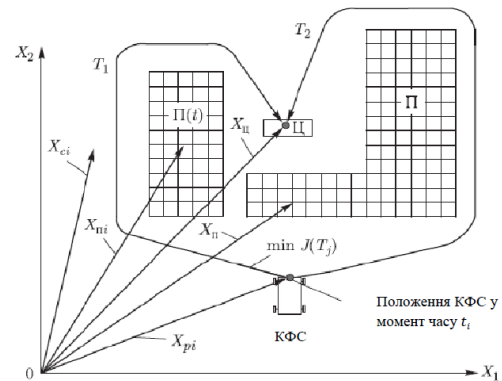


Рис. 3. Частина середовища, що сприймається кіберфізичною системою

1. $t_i = t_{i-1} + \Delta t_i$, де Δt_i – інтервал часу між послідовними циклами аналізу й прийняття рішень.

2. X_{pi} , X_{ii} , X_{ci} , X_{ni} – множини параметрів, що визначають стан зовнішнього середовища й положення КФС і перешкод у момент часу t_i .

3. $L_{(x_i)}$ – функція, що визначає складність проходження кіберфізичною системою відповідної ділянки зовнішнього середовища. У найпростішому випадку ця функція може мати бінарний характер: якщо ділянка зайнята перешкодою, то $L_{(x_i)} = \infty$, якщо ж вона є вільною – $L_{(x_i)} = 0$. Загалом функція $L_{(x_i)}$ може брати до уваги різні ступені складності переміщення, пов'язані з рельєфом, динамічністю середовища або іншими факторами.

4. Модель прохідності зовнішнього середовища може бути подана у вигляді $W_i = W[X_{pi}, L(X_i), X_{ci}]$, де W_i – узагальнена характеристика середовища, що відбиває його прохідність для КФС у момент часу t_i . Ця модель дає змогу абстрагуватися від другорядних властивостей середовища й зосередитися на ключовій властивості – можливості переміщення з певним рівнем складності або неможливості руху взагалі.

5. $T_{j(w_i)}$ – j -та допустима траєкторія переміщення кіберфізичної системи, що забезпечує перехід із поточного положення X_{pi} до деякого наступного стану X_{ii} з огляду на функції складності $L_{j(x_i)} : T_{j(w_i)} = T[X_{pi}, L_{j(x_i)}, X_{ii}]$.

6. Для кожної траєкторії впроваджується її норма $J_{(T_j)}$, яка визначає ступінь складності її проходження. З метою кількісного оцінювання цієї складності додається функціонал $J_{(T_j)} = \int_{X_{pi}}^{X_{ii}} L_{j(x_i)} dT_{ji}$, що відтворює інтегральну складність переміщення КФС уздовж траєкторії T_{ji} .

7. Множина всіх допустимих у момент часу t_i траєкторій позначається як E_{T_i} , до того ж кожна траєкторія $T_{j(w_i)}$ належить цій множині: $T_{j(w_i)} \in E_{T_i}$. Відповідно, значення функціонала складності для всіх допустимих траєкторій формують множину $E_{J_i} : J_{(T_j)} \in E_{J_i}$.

8. Оскільки кожному значенню функціонала $J_{(T_j)}$ відповідає певна траєкторія T_{ji} , відображення множини траєкторій E_{T_i} у множину їх оцінок складності E_{J_i} може бути подано у вигляді функціонального відтворення: $J : E_{T_i} \rightarrow E_{J_i}$.

З огляду на подані визначення задача планування переміщення КФС полягає у виборі оптимальної траєкторії з множини допустимих траєкторій $T_{j(w_i)}$, сформованих у момент часу t_i . Оптимальною вважається така траєкторія $T_{(w_i)}^{opt}$, для якої значення функціонала складності є мінімальним: $J(T_{(w_i)}^{opt}) = \min_{(T_j)} J_{(T_j)}$.

Розв'язання цієї задачі можливе способом визначення напрямку найшвидшого зменшення функціонала $J_{(T_i)}$ у поточній точці простору станів X_{pi} . Для цього використовується вектор антиградієнта функціонала, який задає напрямок оптимального руху КФС:

$$V_i = -\rho \nabla J_{(T_i)}, \quad (1)$$

де V_i – вектор швидкості кіберфізичної системи в точці X_{pi} ; $\nabla J(T_i)$ – градієнт функціонала складності; ρ – коефіцієнт, що визначає модуль швидкості (у найпростішому випадку – одинична швидкість).

Важливо зауважити, що вектор градієнта $\nabla J(T_i)$ визначає напрямок найбільшого зростання функціонала складності, тоді як вектор антиградієнта $\nabla J(T_i)$ відповідає напрямку його найшвидшого зменшення. Саме цей напрямок є доцільним для формування керівного впливу, оскільки забезпечує мінімізацію інтегральної складності переміщення й, відповідно, вибір найбільш безпечної та ефективної траєкторії руху кіберфізичної системи.

На відміну від попередніх підходів, у запропонованому методі базовим обчислювальним елементом нейромережевої підсистеми застосовується формальний нейрон, що оперує бінарним поданням інформації [14]. Цей підхід ґрунтується на біонічній інтерпретації функціонування нервових клітин, які розглядаються як логічні елементи, що реалізують принцип "все або нічого", тобто перебувають або в активному стані, генеруючи вихідний сигнал, або в неактивному стані [14, 15].

Передбачається, що окремі елементи нейроподібної структури взаємодіють за аксондритним принципом, а передача інформації моделюється у вигляді дискретних сигналів – імпульсів або потенціалів. У такій постановці вихідна функція нейрона $y(t)$ розглядається як булева функція від множини вхідних змінних $x_j(t)$, а також синаптичних ваг γ_j порогового значення θ , що приймають дискретні (цілочисельні) значення.

Формальний нейрон у межах запропонованої моделі інтерпретується як пороговий логічний елемент із такими властивостями:

а) нейрон має N синаптичних входів, кожен з яких може бути збуджуючим ($\gamma_j > 0$) або гальмівним ($\gamma_j \leq 0$), де $j = 1, 2, \dots, N$;

б) функціонування нейрона розглядається в дискретні моменти часу $t_i = t_0 + i \cdot \Delta t$, де $\Delta t = t_i - t_{i-1}$ є кроком дискретизації;

в) незалежно від кількості активних вхідних сигналів у момент часу t_i вихідна реакція нейрона формується із затримкою на один крок дискретного часу, тобто в момент t_{i+1} ;

г) вхідні сигнали $x_j(t_i)$ і вихід нейрона $y(t_{i+1})$ можуть перебувати лише у двох станах – активному ($x_{j(t_i)} = 1; y_{(t_{i+1})} = 1$) або неактивному ($x_{j(t_i)} = 0; y_{(t_{i+1})} = 0$);

д) нейрон визначається порогом збудження θ , і якщо зважена сума вхідних сигналів у момент часу t_i задовольняє умову перевищення порога, формується вихідний сигнал $y_{(t_{i+1})} = 1$, проте в іншому разі нейрон залишається неактивним $y_{(t_{i+1})} = 0$.

Зважаючи на наведене вище, логіка функціонування формального нейрона описується пороговим правилом активації, яке визначає перехід системи в новий стан на основі інтеграції вхідних сигналів:

$$y_{(t_{i+1})} = \text{sign}(K \cdot V_{(t_i)}), \quad (2)$$

де $V_{(t_i)} = \sum_{j=1}^N (\gamma_j \cdot X_{j(t_i)}) - \theta$; K – параметр, що визначає збудливість нейрона, а сама функція $y_{(t_{i+1})}$ є знаковою

функцією, що приймає значення з множини $[0, 1]$.

У цьому разі, якщо прийняти $\gamma_j \in 0, 1$, блок-схема формального нейрона матиме такий вигляд (рис. 4):

$$y_{(t_{i+1})} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } (K \cdot V_{(t_i)} > 0), \\ 0, & \text{якщо } (K \cdot V_{(t_i)} \leq 0). \end{cases}$$

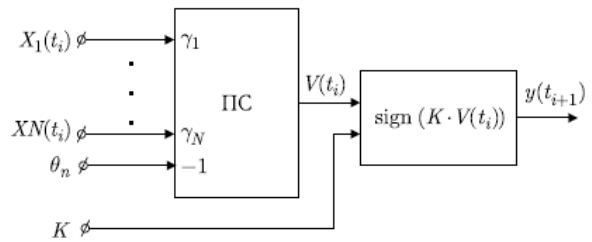


Рис. 4. Структурно-функціональна схема формального нейрона порогового типу

Структура формального нейрона є спрощеною та містить два основні функціональні блоки: блок просторової сумачії (ПС) і блок формування вихідної функції $\text{sign} KV_{(t_i)}$, який може бути реалізований за імпульсним або статичним принципом. Зауважимо, що блок ПС забезпечує інтеграцію вхідних сигналів з огляду на їх вагові коефіцієнти, тоді як вихідний блок визначає характер реакції нейрона на перевищення порогового значення.

У разі імпульсної реалізації, виконання умови збудження ($K \cdot V_{(t_i)} > 0$), на виході нейрона формується одиничний імпульсний сигнал фіксованої тривалості τ . Після завершення імпульсу нейрон переходить у неактивний стан і залишається в ньому до наступного перевищення порогового рівня. Унаслідок статичної реалізації, виконання тієї самої умови, нейрон переходить у активний стан і зберігає його доти, доки умова збудження залишається виконаною.

Розроблення нейромережевої підсистеми аферентного синтезу (САС)

У найпростішому випадку зовнішнє середовище, що сприймається кіберфізичною системою, може бути подано як площина S , яка дискретизується на елементарні ділянки ΔS_j . Подальше перетворення цих даних здійснюється способом побудови ортогональної сіткової моделі у вигляді плоского графа $G(Q, F)$, де Q – множина вершин q_j , що відповідають дискретним ділянкам середовища,

а F – множина ребер, які визначають топологічні зв'язки між ними.

Кожній вершині графа q_j відповідає нейроподібний процесорний елемент (ПЕ), а інформаційні зв'язки між елементами утворюються згідно із структурою графа $G(Q, F)$. Як наслідок, формується нейроподібна мережа, архітектура якої відтворює топологію середовища й забезпечує можливість поширення сигналів у межах доступних для переміщення ділянок (рис. 5).



Рис. 5. Формування топологічної структури нейроподібної мережі регулярного типу:

- а – графова модель середовища $G(Q, F)$;
 б – відповідна структура мережі нейроподібних процесорних елементів

Функціонування такої мережі визначається правилами оброблення сигналів окремими процесорними елементами. Зокрема, якщо $ПЕ_j$ відповідає вільній ділянці середовища, він забезпечує передачу сигналів збурення між сусідніми елементами, реалізуючи таким чином механізм поширення інформації в мережі. Якщо елемент відповідає ділянці, зайнятій перешкодою, він блокує передачу сигналів, що надходять від суміжних елементів, формуючи цим бар'єри для поширення збурення.

Описаний підхід дає змогу реалізувати просторово-розподілене оброблення інформації та формування шляхів переміщення КФС на основі топології середовища. У цьому разі нейромережа є обчислювальною структурою підсистеми аферентного синтезу, яка інтегрує сенсорні показники й формує основу для прийняття рішень щодо подальшого руху.

Якщо $ПЕ_j$ відповідає ділянці середовища, в якій розташована цільова точка, він виконує функцію джерела збурення, генеруючи сигнали, що поширюються мережею через доступні (незаблоковані) елементи. У такий спосіб формується хвильовий

процес поширення збурення, який відтворює топологію прохідних шляхів у середовищі та слугує основою для визначення напрямку руху кіберфізичної системи.

Особливу роль у мережі відіграє $ПЕ_0$, який є виділеним, оскільки в кожний момент дискретного часу t_i відповідає поточному положенню КФС у зовнішньому середовищі. У зв'язку з цим $ПЕ_0$ виконує функції підсистеми прийняття рішень, що передбачає визначення оптимального напрямку руху на основі аналізу сигналів збурення, які надходять від сусідніх елементів мережі. Крім того, цей елемент забезпечує фіксацію обраного напрямку протягом інтервалу часу, необхідного для реалізації елементарного переміщення КФС відповідною виконавчою підсистемою.

За умови, що вхідні та вихідні сигнали нейроподібних процесорних елементів мають бінарний характер, функціонування j -го елемента мережі може бути описано булевою функцією $y_{j(t_i+\Delta t)}$, що реалізується j -м елементом.

У більш конкретизованому вигляді ця функція може бути подана пороговим правилом активації:

$$y_{j(t_i+\Delta t)} = \bar{d} \wedge \left[\left(\bigvee_{\sigma \in l} V y_{\sigma(t_i)} \right) \vee \Pi_{j(t_i)} \right] \wedge \bar{\Pi}_{j(t_i)}, \quad (3)$$

де $y_{\sigma(t_i)}$ – значення функцій, що відтворюються в момент часу t_i нейроподібними процесорними елементами $ПЕ_\sigma$, які безпосередньо пов'язані з елементом $ПЕ_j$, а l – множина індексів таких суміжних елементів; $\Pi_{j(t_i)}$ – двійковий сигнал, що надходить із підсистеми формування моделі зовнішнього середовища (ПФМЗС) і визначає стан відповідної ділянки ΔS_j : якщо $\Pi_{j(t_i)} = 0$, то ділянка є вільною, якщо $\Pi_{j(t_i)} = 1$ – зайнятою перешкодою; $\bar{\Pi}_{j(t_i)}$ – двійковий сигнал, що формується в керівній підсистемі КФС і відтворює наявність цільової точки в ділянці ΔS_j , d – двійковий сигнал, що надходить на всі елементи нейроподібної мережі з боку керівної підсистеми КФС.

Перед початком кожного нового циклу обчислення функцій $y_{j(t_i+\Delta t)}$ сигнал d короткочасно приймає значення заборони ($d=1$), що призводить

до деактивації (гасіння) раніше збурених елементів мережі. У процесі подальших обчислень сигнал d встановлюється в стан дозволу ($d = 0$), забезпечуючи можливість формування нової хвилі збурення відповідно до актуального стану середовища. Такий механізм відповідає циклічній природі функціонування САС і забезпечує узгоджене оновлення інформації.

Розроблення підсистеми прийняття рішень

Відповідно до архітектури нейромережевого планувальника, для визначення напрямку руху КФС використовується спеціалізований $ПЕ_0$, який виконує функції підсистеми прийняття рішень. Цей елемент має n входів і n виходів та забезпечує вибір оптимального напрямку переміщення на основі аналізу сигналів збурення, що надходять від суміжних елементів мережі.

Функціонування $ПЕ_0$ ґрунтується на логічному правилі відбору найбільш пріоритетного сигналу, що відповідає напрямку з найменшою складністю проходження або найвищим рівнем збурення. Як наслідок, формується керівний сигнал, що визначає напрямок подальшого переміщення КФС у поточному циклі:

$$Z_{j(t_{i+1})} = y_{j(t_i)} \begin{pmatrix} n \\ \wedge \\ \varphi = 1 Z_{\varphi(t_i)} \\ \varphi \neq j \\ \varphi \end{pmatrix}, \quad (4)$$

де $Z_{j(t_{i+1})}$ ($j=1,2,\dots,n$) – сигнал на j -му виході процесорного елемента $ПЕ_0$; $y_{j(t_i)}$ – сигнал на j -му вході $ПЕ_0$, що надходить від суміжних нейроподібних елементів мережі.

Необхідно зазначити, що доцільно використовувати формальні нейрони логічного (порогового) типу (див. рис. 4). Такі нейрони, окрім збурювальних входів і порогового елемента, мають гальмівні входи, призначені для приймання сигналів $П_j$ (стан ділянки середовища) та глобального сигналу керування d . Наявність гальмівних входів забезпечує можливість блокування активації нейрона в разі, якщо відповідна ділянка середовища є непрохідною або якщо виконується процедура скидання мережі перед новим циклом обчислень.

Умовне графічне зображення такого формального нейрона запропоновано на рис. 6, а, де подано поєднання збурювальних і гальмівних впливів у процесі формування вихідного сигналу. На рис. 6, б продемонстровано схему комутації входів і виходів формального нейрона за умови його використання як процесорного елемента $ПЕ_j$ у складі нейроподібної мережі.

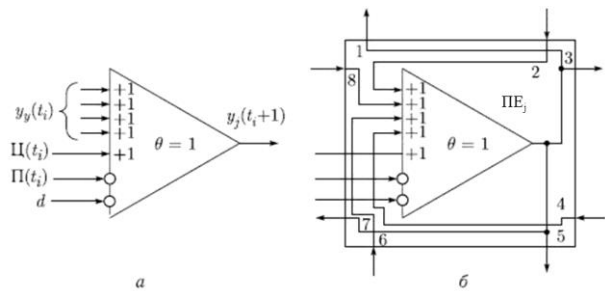


Рис. 6. Приклад структури європодібного процесорного елемента на основі формального нейрона

Поєднання процесорних елементів $ПЕ_j$ відповідно до топології, наведеної на рис. 6, дає змогу сформувати нейроподібну мережу регулярного типу, яка моделює підсистему аферентного синтезу кіберфізичної системи. Така мережа забезпечує інтеграцію сенсорної інформації, формування хвиль збурення та визначення напрямків допустимого переміщення КФС у просторі.

Важливо зауважити, що для спрощення графічного подання на рис. 6 не зображено входи сигналів, що відповідають цільовим точкам, перешкодам і глобальному сигналу керування d , однак вони є невід'ємним складником функціонування мережі та беруть участь у формуванні керівних впливів.

Зазначимо, що функції спеціалізованого процесорного елемента $ПЕ_0$ можуть бути реалізовані не лише як окремий вузол, а й у вигляді ансамблю з n формальних нейронів, об'єднаних у додатковий шар, структуру якого подано на рис. 7. Це дає змогу підвищити гнучкість реалізації підсистеми прийняття рішень (ППР) та узгодити її з нейромережевою природою всієї моделі.

З огляду на наведену структуру кожен формальний нейрон ΦH_j ($j=1, 2, \dots, n$) пов'язаний з іншими нейронами шару латеральними (бічними) інгібуючими зв'язками. Наявність таких зв'язків забезпечує реалізацію механізму конкуренції, що дає змогу шару виконувати функцію вибору одного активного стану з множини можливих, тобто

реалізувати процедуру прийняття рішення. Зокрема мережа забезпечує виділення та фіксацію єдиного збудженого виходу, що відповідає обраному напрямку руху кіберфізичної системи.

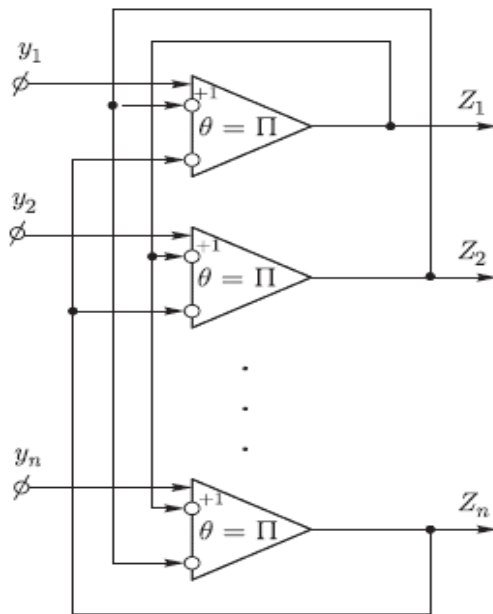


Рис. 7. Формальне подання структури євромережевого шару на основі формальних нейронів, що забезпечує прийняття рішення "переможець забирає все"

У початковому стані, за умови подання на мережу сигналу заборони $d=1$, усі входи $y_{j(t)}$ і виходи $Z_{j(t)}$ елементів ансамблю встановлюються в нульовий стан, що відповідає процедурі ініціалізації. У цьому разі інверсні сигнали з виходів надходять на гальмівні входи нейронів, забезпечуючи їх повну деактивацію. Після переходу сигналу керування в стан дозволу ($d=0$) мережа стає чутливою до вхідних сигналів, що надходять від підсистеми аферентного синтезу.

У такому режимі перший активний вхідний сигнал $y_{j(t)}=1$ викликає збудження відповідного нейрона ΦN_j , що призводить до формування вихідного сигналу Z_j . Цей сигнал зі свого боку за допомогою латеральних інгібуючих зв'язків блокує активацію інших нейронів шару, запобігаючи появі альтернативних рішень у межах поточного циклу. У такий спосіб реалізується принцип "переможець отримує все", що забезпечує однозначний вибір напрямку руху КФС до моменту наступної ініціалізації системи за сигналом d .

Розроблення нейромережевого планувальника

Об'єднання нейроподібних структур САС і ППР дає змогу сформувати біоінспірований нейромережевий планувальник переміщення кіберфізичної системи. Такий планувальник функціонує в дискретні моменти часу t_i і забезпечує визначення оптимального напрямку руху КФС в умовах апіорної невизначеності зовнішнього середовища.

Інформація про стан середовища надходить із СТЗ у вигляді бінарних сигналів $C_j \in i P_j \in \{0,1\}$, що відбивають, відповідно, наявність цілі та перешкод у дискретних ділянках простору. Ці сигнали подаються на вхід підсистеми аферентного синтезу, де кожен ПЕ виконує відповідну локальну функцію оброблення, забезпечуючи інтеграцію сенсорної інформації та формування просторового розподілу збудження.

Як наслідок, формується узгоджена картина доступних напрямків переміщення, яка передається до ППР для визначення оптимального керівного впливу. Отже, запропонований нейромережевий планувальник реалізує повний цикл оброблення інформації – від сенсорного сприйняття до формування сигналу керування – за принципами аферентного синтезу.

Процесорні елементи САС, реалізовані на основі формальних нейронів, з'єднані між собою відповідно до топології, поданої на рис. 5. У цьому разі виходи процесорних елементів крайнього рівня САС пов'язані не лише з іншими елементами мережі, але й під'єднані до збуджувальних входів формальних нейронів ППР. Така організація забезпечує передачу узагальненої інформації про стан середовища до блоку прийняття рішень.

Вихідні сигнали ППР надходять до позиційно-траєкторного регулятора кіберфізичної системи, формуючи керівні впливи, що забезпечують вчасне коригування параметрів руху з огляду на зміни в зовнішньому середовищі. Отже, реалізується замкнений контур керування, у якому нейромережева підсистема виконує функцію інтелектуального планування.

Після завершення чергового кроку переміщення КФС її виконавча (ефекторна) підсистема формує короточасний сигнал керування $d=1$, який призводить до скидання станів усіх формальних нейронів у складі процесорних елементів підсистеми аферентного синтезу. Це забезпечує очищення попереднього стану мережі та підготовку до

оброблення нової порції сенсорної інформації, що відповідає актуальному положенню КФС у середовищі.

У процесорні елементи САС, що перебувають у початково неактивному стані, надходить сенсорна інформація від СТЗ про розташування цілі та перешкод у межах активної зони сприйняття. Для попереднього оброблення цих показників і формування дискретної мережевої моделі зовнішнього середовища на вході біоінспірованого нейромережевого планувальника передбачена спеціалізована ПФМЗС, яка перетворює та завантажує дані в процесорні елементи САС.

Процесорні елементи, що відповідають ділянкам середовища ΔS_j , зайнятим перешкодами, переводяться в заблокований стан і не беруть участі в поширенні сигналів. Водночас елемент, що відповідає цільовій ділянці, активується сигналом $C=1$ і є джерелом збурення для інших незаблокованих елементів підсистеми аферентного синтезу. Сформовані одиничні сигнали збурення поширюються мережею лише через доступні (прохідні) процесорні елементи, формуючи хвильовий процес, який одночасно відтворює всі можливі шляхи, що ведуть від цілі до ППР.

Оскільки сигнал поширюється з однаковою швидкістю у всіх напрямках, першим до ППР досягає сигнал, що відповідає найбільш короткому або найменш складному шляху. Підсистема прийняття рішень фіксує напрямок останньої ділянки цього шляху, який визначається як кутове відхилення від центральної осі секторної зони огляду, та формує відповідний сигнал керування. Отриманий сигнал передається до позиційно-траєкторного регулятора, який забезпечує переміщення КФС в обраному напрямку на один крок.

Після виконання елементарного переміщення положення КФС щодо цілі та перешкод змінюється, що приводить до оновлення сенсорних показників. Нова інформація про стан зовнішнього середовища знову надходить від СТЗ, проходить етап попереднього оброблення в ПФМЗС і завантажуються в підсистему аферентного синтезу. Подальше оброблення здійснюється після подання сигналу дозволу d , що ініціює новий цикл функціонування нейромережевого планувальника.

Для дослідження функціонування запропонованої моделі нейромережевого планування переміщення КФС виконано моделювання в середовищі Matlab.

Структуру системи планування переміщення КФС подано у вигляді функціональної схеми (рис. 8).

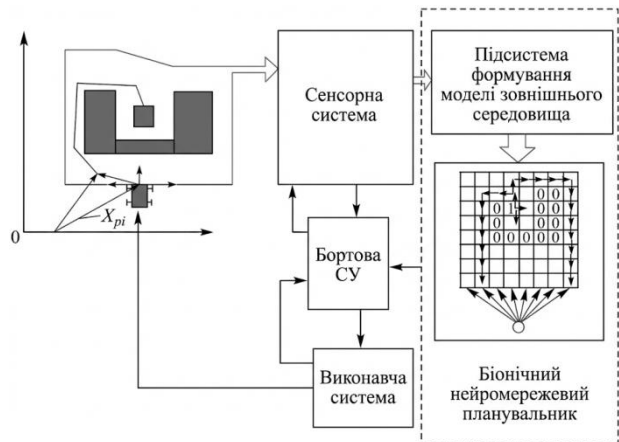


Рис. 8. Застосування біоінспірованого нейромережевого планувальника для керування переміщенням кіберфізичної системи

Під час моделювання запропонованого підходу кіберфізична система інтерпретується як бортова система управління безпілотного літального апарата, що виконує завдання автономного переміщення та уникнення перешкод у динамічному зовнішньому середовищі.

Програмна реалізація процедури визначення оптимального напрямку переміщення та формування локальної траєкторії ґрунтується на використанні хвильового алгоритму Лі, адаптованого до моделювання роботи біоінспірованого нейромережевого планувальника. Обраний підхід допомагає відтворити механізм поширення сигналів збурення в підсистемі аферентного синтезу й підсистемі прийняття рішень щодо вибору безпечного напрямку руху КФС.

Процедура моделювання роботи біоінспірованого нейромережевого планувальника в середовищі Matlab реалізується у вигляді послідовності кількох кроків.

1. У масиві цільових станів M_{ci} визначається адреса комірки, що відповідає поточному положенню цілі. Із цієї комірки ініціюється поширення сигналу збурення в суміжні комірки дискретного простору за чотирма ортогональними напрямками: вгору, вниз, ліворуч і праворуч.

2. Виконується логічна операція кон'юнкції масивів M_{ci} та M_{pi} , що дає змогу зважати на просторові обмеження середовища й вилучати ділянки, зайняті перешкодами.

3. Комірки масиву M_{ci} , що залишилися активними після операції кон'юнкції, повторно

поширюють сигнали збурення на сусідні елементи дискретного простору.

4. На черговому кроці знову здійснюється операція кон'юнкції масивів цільових станів і перешкод з метою актуалізації множини доступних напрямків поширення.

5. Ітераційний процес продовжується до моменту досягнення сигналом збурення комірки Y_0 масиву $M_{ц}$, що відповідає поточному положенню КФС X_{p_i} у модельованому середовищі.

6. Положення активного розряду в комірці Y_0 використовується для визначення оптимального напрямку локального переміщення та формування вектора руху u_i^{opt} .

7. Після виконання елементарного переміщення КФС на величину ΔX_{p_i} у напрямку u_i^{opt} оновлюються параметри середовища й масивів станів $(M_{ц(i+1)}, M_{п(i+1)})$, після чого запускається наступний цикл моделювання.

Для демонстрації функціонування алгоритму змодельовано переміщення КФС у дискретному середовищі (рис. 9).

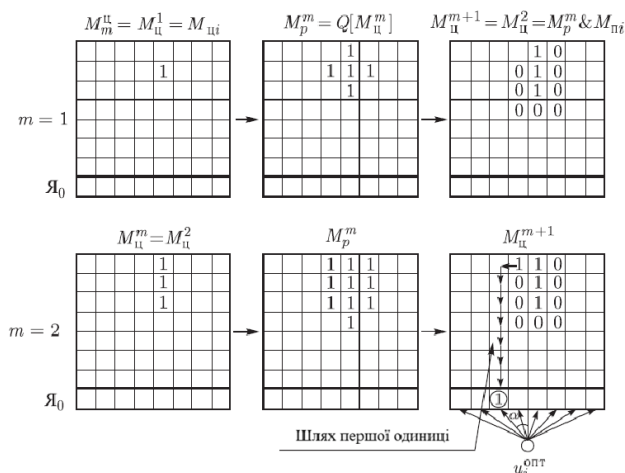


Рис. 9. Робота алгоритму моделювання переміщення кіберфізичної системи в дискретному середовищі

У масиві $M_{ц}^{m+1}$ формується траєкторія поширення сигналу збурення, що першою досягає комірки Y_0 , яка відповідає поточному положенню КФС у модельованому середовищі. Значення кута α визначає напрямок оптимального локального переміщення та використовується для формування одиничного вектора руху u_i^{opt} .

Блок-схему реалізації розглянутого алгоритму зображено на рис. 10.

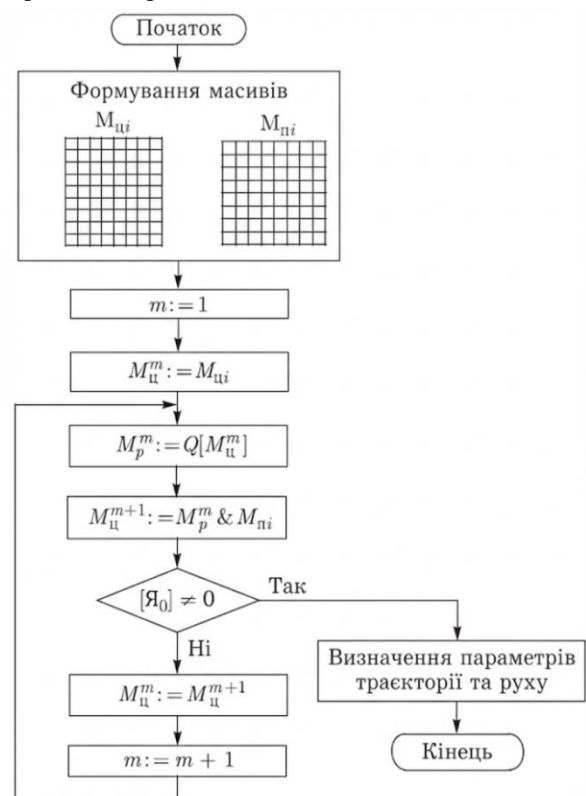


Рис. 10. Блок-схема алгоритму моделювання переміщення кіберфізичної системи в дискретному середовищі

Запропонований підхід уможливорює планування переміщення КФС у середовищі зі статичними й динамічними перешкодами, а також допускає зміну положення цільового об'єкта в процесі руху.

Для оцінювання працездатності та ефективності запропонованого підходу виконано серію модельних експериментів у середовищі Matlab. Дослідження проведено на шести тестових сценах (сцена 1, 2, 3, ..., 6), що розрізняються конфігурацією перешкод, умовами переміщення та взаємним розташуванням КФС і цілі.

Для кожної сцени задавалися координати початкового положення КФС (p_0^1, p_0^2) , координати цільової точки переміщення (p_k^1, p_k^2) . У базовому сценарії початкове положення системи відповідало точці $(0,0; 0,0)$, а цільова точка – координатам $(20,0; 20,0)$.

Для шостої тестової сцени було розширено множину початкових умов експерименту з метою оцінювання адаптивності алгоритму до зміни конфігурації середовища й варіації положення

стартових і цільових станів. Значення початкових і кінцевих координат формувалися з наборів альтернативних позицій, що дало змогу перевірити стійкість функціонування планувальника за різних умов переміщення.

У моделі встановлено обмеження на курсову лінійну швидкість КФС $V_{\max} = 1,0$ м/с, що відповідає режиму руху за відсутності перешкод у зоні дії системи технічного зору. У разі зменшення відстані

```
if (IsSafetySituation(lidar_arr, 5, 45))
    if dzxy < deltaR
        % швидкість зменшити до 1/2 від відстані, що залишилася
        V = dzxy*(Vmax/deltaR)/2;
    else
        V = Vmax/2;
    end
else
    if dzxy < deltaR
        % швидкість зменшити до 1/2 від відстані, що залишилася
        V = dzxy*(Vmax/deltaR)/2;
    else
        % швидкість зменшити до 1/5 від максимуму
        V = Vmax/5;
    end
end
```

У моделі також встановлено обмеження на кутову швидкість приводів мобільної кіберфізичної системи. Граничне значення кутової швидкості прийнято рівним $\omega^{\max} = 25,0$ град/с, що відповідає допустимому режиму маневрування платформи. У процесі моделювання розглядалася двоколісна мобільна конфігурація КФС. Радіус кожного колеса приймався рівним 0,2 м, половина довжини шасі – 0,5 м, а центр мас системи вважався розташованим у центральній частині платформи. За впроваджених обмежень на кутові швидкості приводів максимальний кут повороту системи протягом однієї секунди не перевищував $\approx 10^\circ$.

Параметри системи технічного зору задавалися відповідно до характеристик модельного лідара. Дальність дії сенсора прийнято рівною 5 м, а параметр дискретизації $\delta = 0,02$ м. Якщо відстань до об'єкта перевищувала межі зони сприйняття, відповідним елементам сенсорного вектора надавалося значення 5,02 м. Додатково параметри лідара задавалися такими значеннями: кут огляду $\Omega = 91^\circ$, кутова роздільна здатність $\lambda = 1^\circ$ і кількість променів $N = 91$. Для коректного врахування

до цілі швидкість руху коригувалася плавно, залежно від поточного положення КФС. За умови появи перешкод у зоні сприйняття швидкість додатково знижувалася з метою забезпечення безпечного маневрування. За результатами попереднього моделювання для стабільного проходження всіх тестових сцен значення швидкості було додатково скориговано способом її зменшення удвічі.

просторового впливу перешкод у модель додано параметр їх кутового розширення $\eta = 3^\circ$. Кроки дискретизації простору за координатами Δp_1 та Δp_2 прийнято рівними 0,02 м. Значення похибки відпрацювання регулятором траєкторії ξ_r , що визначає точність переходу КФС від поточного стану до прогнозованого положення, також встановлено на рівні 0,02 м.

Для програмної реалізації моделі в середовищі Matlab застосовано об'єктно-орієнтований підхід, що забезпечує модульне подання компонентів кіберфізичної системи, сенсорного контуру та нейромережевого планувальника згідно з алгоритмом, поданим на рис. 10.

Прогнозовані координати (p_1^{i+1}, p_2^{i+1}) розраховувалися на основі класичних тригонометричних співвідношень із використанням значень синуса й косинуса сформованого нейромережевою моделлю курсового кута $\varphi_{(i+1)}$. На підставі отриманих координат визначалися параметри локальної траєкторії переміщення КФС, які, відповідно до рівнянь кінематики, застосовувалися для формування

керівних впливів і розрахунку швидкостей приводів мобільної платформи.

На рис. 11 подано результати візуалізації процесу моделювання в Matlab, що відтворюють різні етапи функціонування запропонованого підходу: загальний вигляд тестової сцени й траєкторію переміщення КФС (а); вміст активної зони системи технічного зору (б); модель середовища, сформовану за сенсорними даними (в); результати роботи біоінспірованого нейромережевого планувальника із визначеним рекомендованим напрямком переміщення КФС (г).

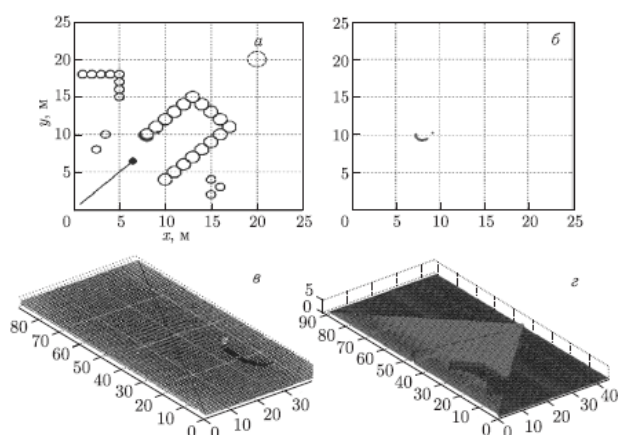


Рис. 11. Результати роботи алгоритму:
 а – загальний вигляд тестової сцени й траєкторія переміщення кіберфізичної системи;
 б – вміст активної зони системи технічного зору;
 в – модель середовища, сформована за сенсорними показниками;
 г – вміст нейромережі

Моделювання показало здатність запропонованої моделі оперативно формувати коригувальні керівні рішення відповідно до поточного стану середовища, забезпечуючи адаптивне перепланування руху й безпечне проходження тестових сцен.

Результати моделювання, подані на рис. 12, підтвердили ефективність застосування запропонованого підходу в плануванні переміщення КФС від початкового до цільового положення в межах тестових сцен 1–5 за однакових початкових умов.

Отримані результати свідчать про можливість оперативного формування маршруту, вчасного обходу перешкод і стабільного досягнення цільової точки без повного перепланування траєкторії. Результати проходження ускладненої тестової сцени за різних початкових умов подано на рис. 13.

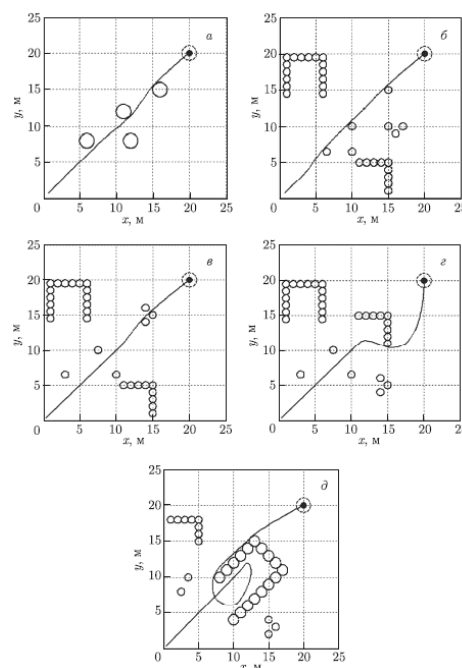


Рис. 12. Результати проходження сцен:
 а – приклад проходження сцени 1;
 б – приклад проходження сцени 2;
 в – приклад проходження сцени 3;
 г – приклад проходження сцени 4;
 д – приклад проходження сцени 5

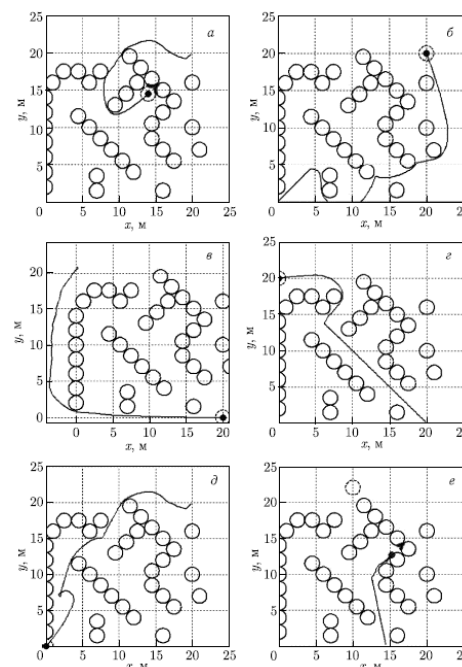


Рис. 13. Результати проходження методом сцени № 6:
 а – шлях від (20,0; 20,0) до (14,0; 14,5);
 б – шлях від (0,0; 0,0) до (20,0; 20,0);
 в – шлях від (0,0; 21,0) до (20,0; 0,0);
 г – шлях від (20,0; 0,0) до (0,0; 20,0);
 д – шлях від (20,0; 20,0) до (0,0; 0,0);
 е – шлях від (14,5; 0,0) до (10,0; 22,0)

Проведені експерименти в середовищі Matlab продемонстрували стійкість функціонування запропонованої моделі до зміни стартових і цільових параметрів, а також її здатність забезпечувати

коригування траєкторії в умовах підвищеної складності сцен і наявності перешкод. Результати серії експериментів, отримані в середовищі Matlab, зведено в табл. 1.

Таблиця 1. Результати роботи нейромережевого гібридного методу

Показник	Номер сцени						
	порожня	1	2	3	4	5	6
Безпека, м	–	0,09	0,10	0,10	0,04	0,05	0,11
Довжина траєкторії, м	28,27	28,35	28,33	28,33	32,16	46,47	44,81
Сумарний час регулятора T_p , с	12,67	23,84	22,40	21,46	25,90	53,41	74,88
Сумарний час пошуку T_s , с	12,77	23,94	22,50	21,56	26,00	53,51	74,98
Кількість ітерацій	83,00	147,00	139,00	134,00	139,00	225,00	247,00
Успіх місії	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Для забезпечення порівняності результатів у всіх тестових сценах спостерігалися однакові показники ефективності, зокрема значення безпеки переміщення, довжина сформованої траєкторії, сумарний час роботи регулятора й пошуку, кількість ітерацій і показник успішності виконання місії.

Аналіз досягнутих результатів демонструє, що запропонований біоінспірований нейромережевий підхід забезпечує успішне досягнення цільової точки у всіх досліджуваних сценаріях ($Success = 1,0$), зокрема сцени з підвищеною складністю конфігурації середовища. У цьому разі зі зростанням складності сцени закономірно збільшуються довжина траєкторії, кількість ітерацій планування й сумарний час функціонування системи.

Для проходження лабіринтоподібних сцен із високою щільністю перешкод параметри експерименту було додатково скориговано: швидкість переміщення КФС зменшувалася, а кутове розширення перешкод збільшувалося. Незважаючи на це, у складних конфігураціях середовища залишалася можливість виникнення локальних мінімумів і повторного потрапляння системи в схожі просторові ситуації, що може призводити до циклічної поведінки траєкторії.

Досягнуті результати свідчать, що для підвищення ефективності функціонування запропонованої моделі в складних лабіринтоподібних середовищах доцільним є залучення додаткового інтелектуального рівня, призначеного для виявлення ситуацій локального мінімуму й формування альтернативної стратегії переміщення.

До переваг запропонованого підходу належать відносна простота реалізації, невисокі обчислювальні й апаратні витрати, можливість паралельного

оброблення інформації та потенціал інтеграції з іншими методами планування руху.

Крім того, результати моделювання дали змогу виявити низку обмежень запропонованої моделі. Ефективність планування залежить від точності визначення координат КФС і цільового положення, параметрів системи технічного зору, а також характеристик просторово-часової дискретизації середовища. Крім того, обмеження дальності прогнозування можуть призводити до збільшення ступінчастості траєкторії на значних відстанях, а показники безпеки руху залишаються чутливими до параметрів моделі перешкод.

Результати моделювання в середовищі Matlab підтвердили працездатність і ефективність запропонованої моделі біоінспірованого нейромережевого планування переміщення КФС в умовах динамічного й невизначеного зовнішнього середовища. Запропонований підхід забезпечує формування допустимої траєкторії руху, адаптивне врахування конфігурації середовища й успішне досягнення цільового положення в усіх досліджуваних тестових сценаріях.

Досягнуті результати демонструють здатність моделі оперативно реагувати на зміну просторової ситуації, коригувати напрямок переміщення та забезпечувати безпечне проходження сцен із різним рівнем складності. Використання механізму локального нейромережевого оброблення інформації дає змогу реалізувати планування з помірними обчислювальними витратами й забезпечує можливість функціонування системи в реальному масштабі часу.

Водночас результати експериментів продемонстрували наявність окремих обмежень моделі, зокрема чутливість до параметрів сенсорної

системи, характеристик дискретизації середовища й можливість виникнення локальних мінімумів у складних лабіринтоподібних сценах. Це визначає доцільність подальшого розвитку підходу шляхом інтеграції додаткових механізмів інтелектуального аналізу ситуацій та вдосконалення процедур адаптивного вибору траєкторії.

Висновки

У межах дослідження розроблено модель нейромережевого планування переміщення кіберфізичної системи, що базується на використанні біоінспірованого підходу, зокрема концепції аферентного синтезу. Запропонований підхід дає змогу інтегрувати сенсорну інформацію про зовнішнє середовище, стан системи й цільові параметри в єдину структуру оброблення даних, що забезпечує формування керівних впливів у реальному масштабі часу.

Побудовано дискретну модель подання зовнішнього середовища й здійснено її відображення в нейроподібну мережу, структура якої відтворює топологічні особливості простору. Розроблена підсистема аферентного синтезу забезпечує поширення сигналів збурення в мережі, що дає змогу одночасно брати до уваги множину можливих траєкторій переміщення. Продемонстровано, що використання механізму хвильового поширення сигналів у поєднанні з підсистемою прийняття рішень на основі принципу "переможець отримує все" забезпечує вибір оптимального напрямку руху кіберфізичної системи.

Сформовано підхід до визначення керівних впливів, що передаються до позиційно-траєкторного регулятора, який забезпечує адаптивне коригування руху відповідно до змін у зовнішньому середовищі. Отже, запропонована модель дає змогу реалізувати замкнений цикл управління – від сприйняття середовища до формування керівних дій – у межах єдиної нейромережевої архітектури.

Досягнуті результати свідчать про доцільність використання біоінспірованих нейромережевих підходів

для розв'язання задач планування переміщення КФС у невизначених і динамічних умовах. Запропонованій моделі властиві простота реалізації, можливість роботи в реальному часі та адаптивність до змін середовища.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням функціональних можливостей запропонованої моделі. Зокрема доцільним є врахування зашумленості та невизначеності сенсорних даних, розширення підходу на тривимірні середовища, а також дослідження можливостей інтеграції методів машинного й підкріплювального навчання для підвищення адаптивності планувальника. Важливим напрямом є також експериментальна перевірка моделі на реальних кіберфізичних платформах і встановлення її ефективності з огляду на обчислювальні та енергетичні обмеження.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті.

Фінансування

Це дослідження було проведено без фінансової підтримки.

Доступність даних

Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису.

Використання засобів штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не застосовували інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи.

References

1. Kliks, A., Member, S. (2022), "Neural Networks for Path Planning Salim Janji, Graduate Student Member", *IEEE*, v1. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.00874>
2. Cyber-Physical Systems: Multilevel Organization and Design (2024): Monograph. A.O. Melnyk, V.A. Melnyk, V.S. Glukhov, A.M. Salo. Edited by Professor A.O. Melnyk. Lviv: "Magnolia 2006", 238 p. URL: https://magnolia.lviv.ua/wp-content/uploads/2024/04/Kiberfizychni-systemy-1_zmist-1.pdf

3. Yang, S.X., Meng, M. (2000), "An efficient neural network approach to dynamic robot motion planning". *Neural Networks*, No.13(2), pp. 143–148. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(99\)00103-3](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(99)00103-3)
4. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/A_Logical_Calculus_of_the_Ideas_Immanent_in_Nervous_Activity?utm_source=chatgpt.com
5. Kuznetsov, O. M. (2025), "Bio-inspired technologies: a synthesis of artificial intelligence and biomechanics". *Scientific Notes of Lviv University of Business and Law. Economic Series. Legal Series*, No. 46/246. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17549924>
6. Prykhodko, S. I., Shtompel, M. A., Zhuchenko, O. S., Lisechko, V. P., Shuvalova, Y. S. (2019), "Study of the effectiveness of an adaptive decoding method for algebraic convolutional interleaved codes", *Information and Control Systems in Railway Transport*, No.4, pp.13–18. DOI: <https://doi.org/10.18664/iksz.v0i4.178296>
7. Pyotr, K. (1975), *Anokhin Biology and Neurophysiology of the Conditioned Reflex*. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2013-0-02871-X>
8. Qureshi, A. H., Miao, Y., Simeonov, A., Yip, M. C. (2019), "Motion Planning Networks: Bridging the Gap Between Learning-based and Classical Motion", *Computer Science*, Vol. 1. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.06013>
9. Zemlyansky, D. (2025), "Neural Network Approaches to Evaluating Enterprise Supply Chain Activities in the Context of Digital Transformation", *Economy and Society*, No. 78. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-78-117>
10. Altukhov, O. V., Vasilyeva, L. V., Altukhov, V. O., Bogdanova, L. M., Tarasov, O. F. (2025), "Research on neural network approaches to the analysis of video objects using GOOGLE CORAL", *Tavriya Scientific Bulletin. Series: Technical Sciences*, No.1(5), pp. 3–12. DOI: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.5.1.1>
11. Zhu, Y. (2023), "Using neural networks to explore path planning algorithms for robots". *Applied and Computational Engineering*, No. 5(1), pp. 566–572. DOI: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/5/20230645>
12. Siciliano, B., Khatib, O. (2016), *Springer Handbook of Robotics*. Springer, Cham. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-32552-1>
13. Borenstein J., Koren Y. (1991), "The Vector Field Histogram - Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots". *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, No.7 (3), pp. 278–288. DOI: <https://doi.org/10.1109/70.8813>
14. McCulloch W., Pitts W.A (1943), "Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*. No.5. pp. 115–133.
15. Haykin, S. (2009), *Neural Networks and Learning Machines*, Third Edition, Pearson Education, Inc., McMaster University, Hamilton. URL: <http://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf>

Received (Надійшла) 19.04.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 17.05.2026

Publication date (Дата публікації) 29.05.2026

Відомості про авторів / About the Authors

Григоренко Світлана Миколаївна – кандидат технічних наук, доцент, Національний університет "Одеська політехніка", доцент кафедри комп'ютеризованих систем та програмних технологій, Одеса, Україна;

Svitlana Hryhorenko – Phd (Technical Sciences), Associate Professor, National University "Odesa Polytechnic", Associate Professor at the Department of Computerized Systems and Software Technologies, Odessa, Ukraine;

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

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0006-4551-8243>

Савельєва Оксана Степанівна – доктор технічних наук, професор, Національний університет "Одеська політехніка", професор кафедри інтегрованих технологій управління, Одеса, Україна;

Oksana Savielieva – Doctor of Technical Sciences, National University "Odesa Polytechnic", Professor at the Department of Integrated Management Technologies, Odessa, Ukraine;

e-mail: saveleva@op.edu.ua

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0453-4777>

Протасова Людмила Іванівна – Національний університет "Одеська політехніка", старший викладач кафедри комп'ютеризованих систем та програмних технологій, Одеса, Україна;

Liudmyla Protasova – National University "Odesa Polytechnic", Senior Lecturer at the Department of Computerized Systems and Software Technologies, Odessa, Ukraine;

e-mail: protasova.l.i@op.edu.ua

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8531-9357>

A NEURAL NETWORK MODEL FOR PLANNING THE MOVEMENT OF A CYBER-PHYSICAL SYSTEM BASED ON AFFERENT SYNTHESIS

Relevance of the topic. The article addresses the problem of planning the motion of a cyber-physical system in an uncertain and dynamic external environment. The research is driven by the growing need to create intelligent control systems capable of ensuring the autonomous operation of cyber-physical systems in real time under conditions of incomplete information, the presence of static and dynamic disturbances, and limited computational resources. Modern approaches to motion planning are often characterized by high computational complexity or require a prior description of the environment, which limits their effectiveness in dynamic conditions. **Objective.** The objective of this work is to develop and formalize a neural network model for motion planning of a cyber-physical system based on the principles of afferent synthesis, which ensures the integration of sensory information and the generation of control actions in real time. **Methodology.** The research methodology is based on the use of a bio-inspired approach, the theory of functional systems, and artificial neural network methods. A discrete grid model is used to represent the external environment, which is mapped to a regular-type neural network. Control actions are generated by propagating excitation signals in the afferent synthesis subsystem and subsequently selecting the optimal direction of movement using a decision-making subsystem implemented on the basis of a "winner-takes-all" competitive selection mechanism. Trajectory complexity functional and discrete modeling methods are used to formalize the problem. **Originality.** The scientific novelty of the study lies in the proposed bio-inspired model of a neural network planner, which combines the afferent synthesis subsystem and the decision-making subsystem into a single architecture. **Results.** An approach is proposed for representing the external environment as a discrete grid model, which is then mapped onto a neural-like network that reproduces the topology of the space. For the first time, the use of a mechanism for the wave propagation of excitation signals in combination with the principle of competitive selection ("winner takes all") is justified to determine the optimal direction of motion for a cyber-physical system. The paper formulates a mathematical formulation of the motion planning problem based on the trajectory complexity functional and develops a corresponding neural network structure for its implementation. It is shown that the proposed model ensures the generation of control inputs for a position-trajectory controller and allows for the implementation of a closed-loop control cycle from environmental sensing to decision-making and motion execution. **Practical value.** The practical value of this work lies in the possibility of applying the proposed model of a bio-inspired neural network motion planner for cyber-physical systems to create intelligent control systems for mobile cyber-physical objects operating in complex and dynamic conditions. **Conclusions.** The obtained results confirm the effectiveness of using bio-inspired neural network approaches for motion planning tasks and lay the groundwork for the further development of intelligent control systems for cyber-physical systems.

Keywords: cyber-physical system; neural network planning; afferent synthesis; bio-inspired approach; motion planning; neural-like network; decision-making subsystem; wave propagation of signals; optimal trajectory; adaptive control.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Григоренко С. М., Савельєва О. С., Протасова Л. І. Модель нейромережевого планування кіберфізичної системи на основі аферентного синтезу. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики*. 2026. № 2 (189). С. 17–33. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.017>

Hryhorenko, S., Savielieva, O., Protasova, L. (2026), "A neural network model for planning the movement of a cyber-physical system based on afferent synthesis", *Management Information System and Devices*, No. 2 (189), P. 17–33. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.017>
