

УДК 004.4, 004.89

Я.В. Омеляненко, І.П. Сініцин

ШТУЧНИЙ РОЙОВИЙ ІНТЕЛЕКТ

Омеляненко Ярослав Вікторович

Інститут програмних систем НАН України, м. Київ,

orcid: <https://orcid.org/0000-0002-2190-5664>

yaric.mail@gmail.com

Сініцин Ігор Петрович

Інститут програмних систем НАН України, м. Київ,

orcid: <https://orcid.org/0000-0002-4120-0784>

ips2014@ukr.net

У статті розглянуто, як штучний інтелект у формі рою може розвиватися завдяки еволюційним алгоритмам, спрямованим на зменшення сенсорного здивування системи. Продемонстровано використання принципу вільної енергії, запозиченого зі статистичної фізики, для кількісного опису оптимізаційного методу (зменшення сенсорного здивування), який може бути застосований для підтримки постійного навчання. Описано способи інтегрування цього оптимізаційного методу з еволюційними алгоритмами для прискорення розвитку спеціалізованих штучних нейронних мереж (ШНМ), які визначають пропріоцептивну конфігурацію певних роботизованих елементів рою. Розглянуто, як оптимізація вільної енергії може сприяти гомеостазу ройової системи, забезпечуючи її здатність залишатися в межах сенсорних обмежень протягом активного життя. Представлено методи створення складних розподілених когнітивних систем як ієрархічної модульної системи, що складається зі спеціалізованих мікроінтелектуальних агентів, пов'язаних між собою каналами обміну інформацією. Розглянуто коеволюцію різноманітних роботизованих елементів рою, що зумовлює розвиток пропріоцепції та глибоке розуміння властивостей середовища. Також коротко описано, як ця система може бути втілена в реальність, та досягнення в цій області.

Ключові слова: нейроеволюція, рій роботів, принцип вільної енергії, коеволюція.

Вступ

Останні досягнення в машинному навчанні та робототехніці свідчать про те, що в недалекому майбутньому кооперативні роботизовані системи стануть невід'ємною частиною повсякденного життя багатьох людей і знайдуть широке застосування в промисловості. Щоб безпечно інтегруватися в життя людей, такі системи мають розвивати здатність до глибокого сприйняття світу, що дозволить їм ефективно використовувати свої потужності. Це розуміння можливе, якщо розглядати роботизовану систему як мережу взаємопов'язаних одиниць, об'єднаних в однорангову сітчасту мережу (mesh network), яка містить один або декілька потужних обчислювальних блоків для командно-контролюючих центрів (ККЦ). Подібна структура забезпечує

© Я.В. ОМЕЛЯНЕНКО, І.П. СІНІЦИН, 2024

Міжнародний науково-технічний журнал

Проблеми керування та інформатики, 2024, № 3

як ефективне прийняття рішень, так і високу обізнаність про динаміку навколишнього середовища (сітчаста мережа крайових сенсорних модулів та актуаторів).

Авторами роботи [1] було розглянуто побудову ройового інтелекту на основі простих клітинних автоматів, які, незважаючи на простоту, здатні до самоорганізації та розумної поведінки. Але, на відміну від пропонованої роботи, ройова система базувалась на примітивних автономних агентах, здатних до дуже обмеженої взаємодії з навколишнім середовищем.

У роботі [2] показано, як стабілізувати пошук оптимального рішення для стабілізації процесу еволюційного навчання популяції ройових агентів, використовуючи стохастичний дифузійний пошук (stochastic diffusion search). Цей підхід дозволяє оптимізувати навчання рою мурах для виконання простих завдань. Як і в роботі [1], ройовий інтелект, отриманий під час навчання, має обмежене сприйняття оточення та не може бути використаний для розв'язання більш складних задач, пов'язаних із тісною взаємодією з людьми.

У цій роботі досліджено способи створення розподіленої ройової інтелектуальної системи високого рівня, здатної швидко адаптуватися до умов середовища завдяки вбудованим можливостям навчання, і показано, як біологічні еволюційні принципи можуть застосовуватися для її проєктування. Подібна ройова система має достатню обізнаність про оточення, що дозволяє використовувати її в середовищі, у якому потрібна тісна кооперація як з іншими роботизованими системами, так і з людьми. Крім того, об'єднання у рій гетерогенних агентів з різним набором сенсорів та актуаторів робить подібну ройову систему придатною для ефективної оцінки змін у оточенні та адекватної реакції на ці зміни як окремих агентів, так і рою загалом.

1. Фізичний рівень структури рою

Рій уявляється як високоінтегрована робототехнічна система, в якій численні напівнезалежні роботизовані сутності кооперуються для досягнення обраних цілей. У цьому середовищі роботи організовані за чіткою ієрархією: деякі з них забезпечують рій необхідними сенсорними даними, інші впливають на умови середовища. Крім того, система рою містить потужні вузли (командні центри), які виконують завдання, що вимагають значних енергетичних та обчислювальних ресурсів, з метою стратегічного планування та накопичення знань.

Необхідно створити спеціалізовані одиниці, які будуть еволюціонувати з базових блоків під час розвитку рою. Кожен із цих базових блоків оснащений власним набором датчиків та актуаторів, що дозволяє йому взаємодіяти з середовищем в унікальний спосіб. У подальшому еволюційному розвитку деякі з цих компонентів можуть бути деактивовані, щоб сформувати новий тип одиниць з власною конфігурацією. Еволюція таких одиниць буде зумовлена умовами середовища та націлена на координацію дій між різними типами роботизованих одиниць для досягнення спільної мети. Цей кооперативний підхід дозволяє одним одиницям передавати інформацію іншим, наприклад БПЛА можуть збирати та передавати інформацію про середовище, яка недоступна для наземних одиниць.

Підтримання зв'язку з командним центром критично важливе для керування спільними діями юнітів рою. Проте у разі екстреної ситуації очікується, що кожна одиниця зможе самостійно виконувати задачі незалежно від наявності зв'язку. Для підтримки автономної роботи кожна одиниця оснащена спеціалізованим програмним забезпеченням, яке містить модульні та ієрархічні нейронні мережі, адаптовані до сенсорно-моторних систем, що дозволяє їм автономно приймати тактичні рішення.

2. Логічний рівень структури рою

Вважатимемо рій роботизованих агентів єдиною інтегрованою сенсомоторною системою з колективним просторовим сприйняттям, яке ділиться між усіма складовими рою. Внутрішня свідомість цього рою не монолітна, а складається з багаторівневої мережі мікроінтелектів (агентів), які координують збір, обробку інформації та прийняття рішень, виходячи з поточних умов середовища та поставлених завдань.

Динаміка поведінки рою регулюється атракторами, які є активними елементами системи, що направляють дії пасивних компонентів. Пасивні елементи створені для підтримки дій, ініційованих активними одиницями або людьми. Активні елементи — це особливі одиниці рою з розширеними сенсомоторними можливостями та більш високим рівнем незалежності завдяки вбудованим складнішим когнітивним моделям.

Отже, незважаючи на індивідуальну автономію кожного компонента, повний потенціал системи розкривається через синергію всіх її частин. Це приводить до створення штучного ройового інтелекту (ШРІ), когнітивні можливості якого перевершують сумарні можливості окремих елементів.

З розвитком системи з'являється ієрархія рою, яка починається з базових одиниць. Кожна базова одиниця визначає свої первинні сенсомоторні функції та конфігурацію через структуру керуючої штучної нейронної мережі (ШНМ). Нейроеволюційний [3, 4] процес використаний для еволюції цих первинних конфігурацій у спеціалізовані модулі ШНМ [5], які адаптуються до динаміки системи та особливостей середовища.

Обмеження еволюційного розвитку кожного модуля ШНМ зумовлені технічними характеристиками обладнання роботизованої одиниці. Так, найбільш розвинені блоки з'являються там, де є найбільші обчислювальні ресурси та енергія, подібно до біологічних систем. Ці внутрішні обмеження сприяють цілеспрямованому формуванню ієрархічної модульної системи, кожен елемент якої виконує певні обробні функції відповідно до свого рівня в ієрархії рою.

2.1. Командно-контролюючий центр. ККЦ відповідає за стратегічне керування поведінкою рою, збираючи та аналізуючи сенсорні дані від усіх одиниць. Ці дані використовуються для прогнозування майбутнього стану середовища, в якому діє рій. Отримані сенсорні дані після виконання дій на основі цих прогнозів (попередній розподіл ймовірностей) допомагають коригувати модель (постеріорний розподіл ймовірностей), що забезпечує адаптивність системи. Така система може ефективно навчатися та адаптуватися до нових умов, а накопичений досвід ККЦ, збагачений кожним новим середовищем, полегшує освоєння наступних завдань завдяки трансферному навчанню.

Планується застосувати оптимізаційний підхід, який базується на принципі пошуку новизни з визначеним мінімальним критерієм придатності [6], для глибокого аналізу середовища. Цей метод дозволяє агенту-досліднику отримувати винагороду за рівень унікальності виявленого рішення. Додатково встановлено поріг мінімальної придатності, щоб оптимізувати процес навчання та уникнути зайвого зосередження учасника на ділянках середовища з високим потенціалом новизни, але обмеженою практичною цінністю.

Основна мета навчання ройової системи — зменшення сенсорного здивування (вільної енергії) [7] у модулі ККЦ під час взаємодії з середовищем. Мінімізація здивування свідчить про повне розуміння цим центром характеристик середовища на основі отриманих сенсорних даних та ймовірностей причин, що їх спричинили. Це дозволяє ККЦ підтримувати точну модель середовища та робити вірні прогнози щодо наслідків майбутніх дій. Завдяки цьому розумінню можна розробити оптималь-

ну стратегію використання властивостей середовища для досягнення цілей та виконання завдань.

Інший ключовий аспект реалізації командного центру — це його здатність зберігати інформацію про вже досліджені середовища, що може бути використано як основа для підвищення ефективності в нових умовах.

Командний центр керує загальною динамікою рою через аттрактори — спеціально визначені активні юніти рою. Водночас для виконання завдань, що потребують високої точності, він може безпосередньо управляти кожною окремою одиницею рою.

2.2. Мікроінтелектуальні агенти та інформаційні канали. Під час останніх досліджень виявлено [8], що обсяг ефективної інформації [9] у простих нейронних мережах збільшується зі зростанням розміру груп нейронів, які розглядаються як єдиний цілісний блок. Ці групи формують причинно-наслідкову мережу, в якій перехід між станами можна описати за допомогою ланцюгів Маркова [10]. Існує макроскопічний рівень, на якому ефективна інформація досягає свого максимуму, що вказує на найвищу причинну впливовість станів для передбачення майбутніх подій. Подальше збільшення масштабу призводить до втрати ключових деталей системи. Групи нейронів, які мають найбільшу причинну впливовість на цьому оптимальному макроскопічному рівні, називаються мікроінтелектуальними агентами (МІА).

Ключову роль у когнітивній структурі системи рою відіграють МІА. Вони здатні обробляти обмежені обсяги вхідних даних (бітів, слів) та перетворювати їх на інформаційні структури вищого порядку, які потім передаються для подальшої обробки рівнем вище. У технічному аспекті МІА є вузькоспеціалізованими програмними модулями, адаптованими для обробки специфічних типів даних, які надходять з визначених датчиків або через інформаційні канали.

Інформаційні канали є посередниками у передачі даних між компонентами ройової системи, кодуючи причинно-наслідкову логіку вхідної сенсорної інформації. Вони розвиваються у тандемі з МІА під час розвитку ШПІ, стаючи ключовим елементом його конструкції, який визначає здатність системи до сприйняття та інтеграції інформації з навколишнього середовища.

На рис. 1 зображено подібний інформаційний канал, який зв'язує два МІА, що виконують функції кодування та декодування сигналів на вході та виході відповідно. Внаслідок цього канал разом з МІА формує представлення (код) певного сенсорного сигналу, що відображає конкретний тип і стан середовища.

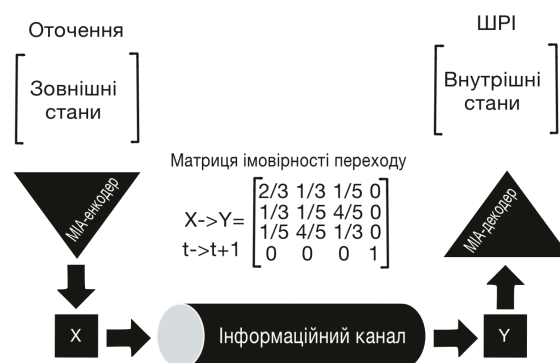


Рис. 1

Інформаційний канал формується двома множинами, X та Y , і є збіркою ймовірностей переходу $p(y|x)$ для кожного $x \in X$, де $p(y|x) \geq 0$ для всіх x та y і $\sum_y p(y|x) = 1$ (це відомо як матриця каналу) для кожного x . Множини X та Y є входом та виходом

каналу. Каналом керує матриця [11], яка є сталою і представлена спеціалізованою ШНМ, що розвивається під час нейроеволюційного процесу. І канали, і каузальні структури можуть бути зображені як матриці ймовірностей переходу (МПП), і коли матриця каналу має однакові ймовірності переходу для певного набору станів, МПП вважаються однаковими. Каузальна структура — це матриця, яка трансформує теперішні стани в майбутні.

Матриця ймовірності переходу асоціює кожен конкретний стан s_i у S (усі можливі стани) з ймовірністю того, що попередні стани могли привести до нього (позначено як $S_P|S = s_i$), а також із ймовірністю потенційних майбутніх станів, які можуть виникнути з нього (позначено як $S_F|S = s_i$). У контексті цієї моделі розподіл ефектів E_D (effect distribution), який представляє внутрішні стани моделі, що відображають сенсорні дані, може бути визначений як математичне очікування майбутніх станів ($S_F|do(S = s_i)\forall i \in 1 \dots n$) для всіх i від 1 до n разом з розподілом втручання I_D (intervention distribution), який вказує на причини, що зумовили отримані сенсорні дані. Оператор $do(x)$ використовується для формалізації інтервенцій [12], які задають певний стан системі або змінним у причинно-наслідковій моделі, сприяючи виявленню причинно-наслідкових зв'язків цього стану з системою та опису її взаємодії з зафіксованою історією.

Для передачі повідомлення через інформаційний канал із зазначеними характеристиками потрібно створити специфічну функцію кодування/декодування, яка реалізована у розглядуваній архітектурі через спеціалізовані МІА (див. рис. 1). Повідомлення може бути представлене у вигляді бінарного рядка, наприклад $\{01110100\}$, створеного за допомогою певного розподілу втручання I_D . При цьому кодувальна функція $\phi: \{message\} \rightarrow \{encoder\}$ встановлює зв'язок між вхідними та вихідними даними каналу і певною функцією декодування ψ . Функції кодування та декодування разом формують кодову книгу, яка слугує за стислий інформативний опис характеристик середовища, вибраних агентом ШПІ на основі його сенсорних даних. Згідно з теорією комунікації, запропонованою Клодом Шенноном [13], кожен канал зв'язку характеризується певною пропускнуною спроможністю, яка визначає його здатність перетворювати вхідні сигнали на вихідні найбільш ефективно та достовірно. Швидкість, з якою інформація передається через канал, залежить від змін у розподілі ймовірностей вхідних даних $p(X)$. Пропускна спроможність каналу C визначається оптимальним набором вхідних даних, який максимізує взаємну інформацію $I(X; Y)$ (2). Оптимізуючи пропускну спроможність, можна досягти більшої швидкості передачі інформації через канал:

$$C = \max_{p(X)} I(X; Y), \quad (1)$$

де $I(X; Y)$ — спільна інформація для представлення швидкості передачі інформації по каналу;

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y), \quad (2)$$

де $H(X)$ означає загальну кількість ентропії, яку може мати джерело інформації, тоді як умовна ентропія $H(X|Y)$ показує обсяг інформації про X , що залишається, коли Y береться до уваги. Отже, $H(X|Y)$ можна інтерпретувати як міру інформації, яка втрачається при обробці та передачі вхідних даних від сенсорного вводу.

Враховуючи принципи, викладені Шенноном, стає зрозуміло, що застосування МІА як кодерів/декодерів для обробки бітів даних перед введенням до інформаційного каналу або після виведення з нього значно підвищує його ефективність та швидкість передачі даних. Це особливо важливо з огляду на децентралізований характер розуму рою.

Інакше кажучи, у біологічному контексті розум рою можна уявити як єдину (си-

нергетичну) свідомість організму, в якій агенти МІА виступають як окремі клітини або їх комплекси (наприклад, як органи сприйняття та первинної обробки, такі як око) [14, 15], а інформаційні канали функціонують як сигнальні шляхи на кшталт периферійної нервової системи.

3. Модель навчання рою

Припускається, що ройовий інтелект не обмежується статичним набором вмінь чи заздалегідь засвоєних знань, а є синтезом існуючих знань та постійної здатності до навчання впродовж життя. Життєвий досвід базується на особливому виді візуальної усвідомленості, яка керується вбудованим розумінням системи про власні сенсорно-моторні функції [16] та пропріоцептивні відчуття. Візуальна усвідомленість охоплює не тільки сприйняття видимого спектра, але й широкий набір відчуттів, зібраних з навколишнього середовища та інтегрованих у модель візуалізації, в якій внутрішнє уявлення середовища порівнюється з даними, отриманими від сенсорів. Важливо, щоб система рою розвивалася до зрілості, інтегруючи всі свої компоненти для вивчення своєї унікальної сенсорно-моторної конфігурації, яка поєднує сприйняття зовнішнього світу з механізмами впливу на нього. Ця унікальна конфігурація кодується в контролюючій нейронній мережі, що формується під час еволюції. Отже, досвід, набутий системою рою під час еволюції, стає її власною унікальною сферою [17], яка становить основу для розвитку самоусвідомлення.

У моделі активного висновку (active inference) [18] навчання налаштоване так, щоб зменшувати несподіваність (або негативну логарифмічну ймовірність) певних сенсорних даних, виходячи з розуміння процесу їх генерації. Кількісні межі цієї несподіваності можуть бути представлені через концепцію вільної енергії (free energy) [19]. Вільна енергія оцінює відмінності між ймовірнісним розподілом зовнішніх факторів, які впливають на систему, та вибіркоким розподілом, що закодований у конфігурації ройової системи, включно з топологією, ваговими коефіцієнтами та активованими модулями її керуючої нейронної мережі. Ройовий інтелект здатен мінімізувати вільну енергію, адаптуючи свою конфігурацію (топологію контролюючої ШНМ) для впливу на спосіб оцінки навколишнього середовища. Наприклад, пересуваючись у темряві, ми формуємо ментальну модель того, що можемо зустріти далі, і на кожному наступному кроці порівнюємо наші відчуття з попередніми очікуваннями. Це дозволяє ройовому інтелекту динамічно та контекстуально формувати попередні очікування, що сприяє адаптивній взаємодії з середовищем.

Розглянемо основні аспекти, які визначають модель адаптивного навчання у біологічному контексті, відповідно до принципу вільної енергії [7].

- Адаптивні агенти мають обмежувати себе вузьким спектром станів, щоб знизити середнє значення несподіваності в довгостроковій перспективі, яке виникає внаслідок сенсорної взаємодії з навколишнім світом. Зменшення рівня несподіваності допомагає їм протидіяти вродженому розладу.

- Сенсорне здивування виникає з прогнозів, які базуються на внутрішній генеративній моделі світу. Не існує способу безпосередньо виміряти здивування, але пов'язана з ним вільна енергія може слугувати показником того, що агенти прагнуть зменшити її, коригуючи свої прогнози (очікування) або адаптуючи очікувані сенсорні дані через дії.

- Сприйняття вдосконалює прогнозування шляхом зниження вільної енергії, що відноситься до діяльності мозкових нейронів (перцептивний аналіз), ефективності (процеси навчання та запам'ятовування) та акцентування (концентрація уваги та виділення). Це приводить до формування байєсівських уявлень про причини сенсорних відчуттів, що підтримує зв'язок з байєсівською теорією мозку.

- Процес навчання, заснований на принципі вільної енергії, можна описати як

оптимізацію сили зв'язків у ієрархічних сенсорних моделях. Він використовує асоціативну пластичність для відображення причинно-наслідкових взаємозв'язків і містить ті ж синаптичні процеси, що сприяють утворенню нейронних мереж.

- Дії, що базуються на принципі вільної енергії, полягають у корекції сенсорних прогнозних помилок, які ґрунтуються на очікуваних (або бажаних) траєкторіях руху. Це спрощує розуміння моторного контролю, під час якого дії відповідають перцептивним (пропріоцептивним) очікуванням.

- Перцептивні очікування формуються на основі попереднього досвіду щодо можливих траєкторій або рухів агента у просторі його станів. Такі очікування можуть засвоюватися через досвід (емпіричні прогнози в межах ієрархічного аналізу) або бути вродженими (епігенетичні), що можуть змінюватися під впливом природного відбору.

- Прогнозовані рухи або переходи станів, реалізовані дією, відповідають керуючим правилам у теорії оптимального керування та навчанні з підкріпленням. У цьому контексті цінність обернено пропорційна здивуванню (і неявно вільній енергії), а винагорода відповідає вродженим уподобанням, що обмежують керуючі правила.

У цьому дослідженні модель адаптивного навчання, натхненна біологічними процесами, адаптується до сфери штучного інтелекту. Мета — створити інтелектуальну розподілену ройову систему, здатну підтримувати стабільність своїх сенсорних станів у межах фізичних обмежень своїх елементів незалежно від потоку зовнішніх змін. Це передбачає запобігання несподіваним сенсорним сюрпризам, що стосуються не тільки незмінних поточних станів системи, а й переходів до нових станів. Основним керуючим механізмом для таких переходів, що сприяє виживанню рою (наприклад, точному польоту групи БПЛА), можна вважати застосування глобального стохастичного атрактора [20]. Під час навчання зосередимося на оптимізації траєкторій цього атрактора, знижуючи вільну енергію, що асоціюється з сенсорними сюрпризами рою в цілому.

Залежності між входами/виходами рою разом з його внутрішніми та зовнішніми станами середовища дозволяють сформулювати модель навчання рою (рис. 2). Її можна описати як набір внутрішніх станів, що керують діями та здійснюють корекцію помилок передбачення відповідно до відчуттів, викликаних станами зовнішнього середовища.

$$\bar{s} = g(\bar{x}, \Theta) + \bar{z}. \quad (3)$$

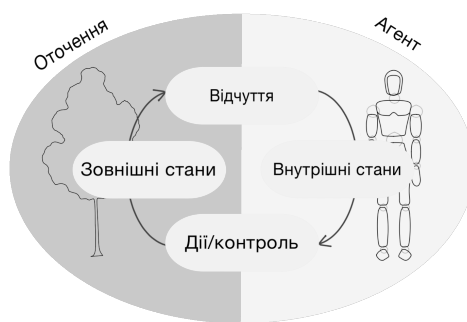


Рис. 2

Внутрішні стани системи ШПІ ($\bar{s}$) та його дії (a) працюють для мінімізації вільної енергії $F(\bar{s}, \mu)$, яка є функцією сенсорних входних даних $s(t)$ (3) та ймовірнісного подання $q(\Theta|\mu)$ його причин:

$$\dot{\bar{x}} = f(\bar{x}, a, \Theta) + \bar{w}, \quad (4)$$

Водночас оточення (зовнішні стани) задається рівнянням руху, що описує траєкторію зміни прихованих станів: (4), де причини $\Theta \supset \{\bar{x}, \Theta, \gamma\}$ сенсорних введів містять приховані стани $\bar{x}(t)$, параметри θ і точність γ та контролюють амплітуду стохастичних флуктуацій $\bar{z}(t)$ та $\bar{w}(t)$.

Вільна енергія залежить від двох щільностей імовірності: щільності розпізнавання $q(\Theta|\mu)$ та щільності, яка продукує зразки сенсорних введів та їх причини $p(\bar{s}, \Theta|m)$. Остання представляє ймовірнісну генеративну модель (позначену m), представлення якої визначається керуючою ШНМ агента ройового інтелекту.

Сенсорна несподіванка агента ройового інтелекту — це негативна логарифмічна правдоподібність (negative log-likelihood) (5) [21], пов'язана з його сенсорними станами $\bar{s}(t)$, які були спричинені деякими невідомими величинами $\Theta \supset \{\bar{x}, \Theta\}$:

$$-\ln p(\bar{s}(t)|m) = -\ln \int p(\bar{s}(t), \Theta) d\Theta. \quad (5)$$

Можна показати, що вільну енергію (6) [7] можна представити як суму сюрпризу $-\ln p(\bar{s}(t)|m)$ та розбіжності Кульбака–Лейблера [22] між щільністю розпізнавання $q(\Theta|\mu)$ та щільністю причин $p(\Theta|\bar{s})$ сенсорних введів:

$$F = D_{KL}(q(\Theta|\mu) \| p(\Theta|\bar{s})) - \ln p(\bar{s}|m). \quad (6)$$

У такій ситуації зменшити вільну енергію можна шляхом тренування моделі агента з ройовим інтелектом для оптимального байєсівського виведення причин входних сенсорних даних:

$$F = D_{KL}(q(\Theta|\mu) \| p(\Theta)) - \langle \ln p(\bar{s}(\alpha)|\Theta, m) \rangle_q. \quad (7)$$

Використовуючи альтернативний підхід до представлення вільної енергії (7), можна продемонструвати, що зменшення вільної енергії досягається через взаємодію з навколишнім середовищем (через дію), яка базується на поточному стані агента з ройовим інтелектом, що веде до відбору відповідних сенсорних даних. Далі агент з ройовим інтелектом адаптує свої сенсорні механізми для збору даних, які він прогнозує на основі своєї щільності розпізнавання, з метою зниження прогностичної помилки.

4. Реалізація системи ройового інтелекту

У цьому розділі розглянуто методику впровадження розробленої концепції рою роботизованих агентів для створення базової дослідницької системи, яка може набувати знань про просторове середовище і виконувати визначені завдання.

У системі мають бути щонайменше такі елементи (рис. 3).

- Командно-контролюючий центр з високою продуктивністю та розширеними можливостями обчислення, оснащений стабільними каналами зв'язку для взаємодії з іншими елементами рою та операторами-людьми.

- Легкі мобільні платформи (ЛМП), призначені для швидкого сканування середовища та створення просторової координатної мережі для автономної системи локалізації та позиціонування.

- Важкі мобільні платформи (ВМП), здатні досягати різноманітних ділянок середовища та виконувати задачі. Вони використовують координатну мережу, створену ЛМП-пристроями, для точного визначення свого взаємного розташування та орієнтації.

Завданням ЛМП є швидке вивчення незнайомих територій та зайняття ключових позицій для створення координатної системи, яка сприятиме просторовому усвідомленню всього рою. Ці юніти повинні мати високу мобільність для оперативного розгортання. В залежності від особливостей середовища ЛМП можуть бути реалізовані

у формі БПЛА, гіроскутерів та інших легких апаратів.

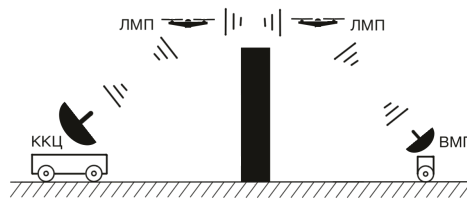


Рис. 3

Важкі мобільні платформи доповнюють легкі модулі та оснащені розширеними сенсорними системами для збору детальної інформації про середовище. За їх допомогою рій може отримувати достатньо інформації про динаміку середовища, що дозволяє йому ефективно виконувати визначені операторами завдання навіть в автономному режимі.

Розташування ВМП візуально корелюється з координатною сіткою, утвореною юнітами ЛМП (рис. 4), що забезпечує незалежність рою від зовнішніх систем позиціонування, таких як GPS або GLONAS. Інфрачервоні світлодіодні матриці, інтегровані в корпуси ВМП, дозволяють точно визначати орієнтацію платформ відносно цієї сітки, не вдаючись до використання геомагнітних даних. Перевагою візуального сигналу є те, що його набагато складніше придушити, ніж радіосигнал. Крім того, для підвищення точності локалізації можуть бути додатково використані акустичні чи сейсмічні сигнали, що особливо ефективно у середовищах з обмеженим розповсюдженням світла та радіохвиль (підземних або підводних).

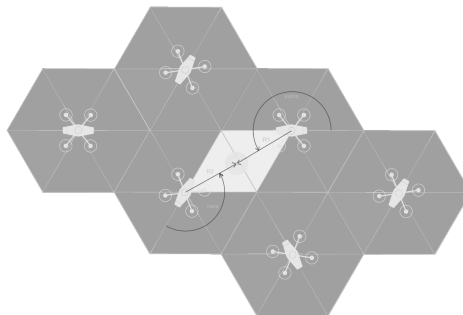


Рис. 4

Завдяки власній координатній системі рій здатен функціонувати в умовах відсутності альтернативних засобів точного позиціонування, таких як зовнішні навігаційні системи. Це дозволяє використовувати рій у різноманітних екстремальних середовищах, включно з підземними, підводними та космічними просторами, або в регіонах, де сигнали зовнішніх систем позиціонування недоступні або придушуються.

Командно-контролюючий центр може бути створений як нерухомий об'єкт з потужним акумуляторним блоком і високопродуктивними обчислювальними модулями. Для забезпечення більшої надійності та витривалості рою можливе використання декількох ККЦ, розміщених на платформах ВМП, які працюють за принципом «ведучий-підлеглий» (master-slave). Основний ККЦ керуватиме роєм, тоді як допоміжні ККЦ будуть синхронізуватися з ним, отримуючи регулярні оновлення. У разі збою основного ККЦ нового лідера буде обрано згідно з встановленим протоколом [23, 24].

Висновок

У цій публікації викладено підхід до створення роботизованих систем, що керуються роєм на основі штучного інтелекту. Досліджено методики навчання рою для здобуття комплексного сенсорно-моторного сприйняття його компонентів (пропріоцепція), що надає здатність відчувати відносні позиції, рухи та прискорення його частин. Розглянуто також методи підтримки постійного навчання, які є ключовими для системи ройового інтелекту та дозволяють їй ефективно пристосовуватися до нових умов середовища за допомогою технік трансферного навчання.

Крім того, проаналізовано ШПІ як макроскопічну ієрархію МІА та комунікаційних каналів, яка відповідно до теорії емерджентності [25] створює більш інформативну причинну модель середовища порівняно з мікроскопічними системами, що аналізують кожен біт вхідних даних. Інакше кажучи, карта (макроскопічний рівень) надає краще інформаційне уявлення, ніж сама територія (мікроскопічний рівень).

У роботі пропонується застосувати еволюційні обчислювальні методи [26], такі як нейроеволюція [27, 28], для формування спеціалізованих контролюючих нейронних мереж з базових конфігурацій. Очікується, що під час еволюції виникнуть особливі типи конфігурацій ШНМ, які ефективно використовуватимуть сенсорно-моторні властивості певного робота. Загальна структура рою також є результатом еволюційного розвитку, коли різні види роботизованих одиниць еволюціонують разом, взаємодоповнюючи функції один одного.

Представлена модель навчання базується на ідеї мінімізації сенсорного здивування в ройовій системі під час її взаємодії з середовищем. Принцип вільної енергії [19] дозволяє визначити оптимізаційну функцію, яка може слугувати напрямним принципом для навчання моделі ройового інтелекту протягом усього життя.

Розглянуто створення базової ройової системи — її головні компоненти та механізми взаємодії між ними.

Підсумовуючи дослідження, важливо підкреслити, що під час створення системи ройового штучного інтелекту необхідно звернути увагу на такі ключові принципи.

- На початку навчання сенсорно-моторний устрій ройової системи має залишатися незмінним. Критично важливо, щоб під час розвитку ШПІ досяг повного усвідомлення своїх фізичних обмежень і навчився ефективно діяти в межах цих обмежень (пропріоцепція). Це усвідомлення дозволяє ройовому інтелекту формувати детальні моделі внутрішнього сенсорного досвіду, які корелюють з причинами отриманих сенсорних даних, та використовувати методи активного висновку (active inference) [29] для оптимізації, що підтримує процес навчання протягом усього життя.

- Штучний ройовий інтелект має бути створений як гнучка модульна система з ієрархічною структурою, в якій процеси збору та обробки даних, а також прийняття рішень розподілені між різними рівнями ієрархії та фізичними одиницями групи. Детальна архітектура та конфігурація комунікаційних каналів мають еволюціонувати на ранньому етапі розвитку ШПІ шляхом епістемологічних експериментів із взаємодії з навколишнім середовищем, таких як визначення меж можливостей (фізичні кордони тощо) та прогноз і аналіз наслідків дій.

- Взаємодія між активними та пасивними елементами має регулювати динаміку рою. Активні елементи виступають динамічними атрactorами, що визначають поведінку пасивних елементів, у такий спосіб знижуючи обчислювальний тиск на ККЦ під час реалізації найбільш ефективної стратегії для виконання завдань.

- Для підтримки пропріоцепції ройової системи та ефективного контролю виконання поставлених завдань важливо мати енергоємні та потужні ККЦ у складі рою.

- Ключовим елементом системи ШПІ є архів раніше вивчених середовищ, який

може застосовуватися для передачі знань при моделюванні раніше невідомих середовищ.

- Для ефективної еволюції ШПІ система має містити різноманітні роботизовані одиниці з унікальними сенсорно-моторними налаштуваннями та спеціалізаціями. Така різноманітність сприяє швидкому відбору оптимальних конфігурацій для конкретних умов середовища. Гнучкість системи дозволяє їй адаптуватися та проводити дослідження в будь-якому середовищі, для якого є необхідні датчики та актуатори.

- Система ройового штучного інтелекту має формувати власне просторове сприйняття, використовуючи свої компоненти. Це передбачає наявність ЛМП, які можуть бути оперативно розміщені у стратегічних точках для створення локальної координатної мережі з шестикутними сегментами. Така система дозволяє рою визначати відносні позиції його елементів без зовнішніх навігаційних сигналів [30].

Зараз продовжується активна розробка зазначеної архітектури ройової системи, і вже створено численні компоненти програмного фреймворку для побудови контролюючих нейронних мереж. Програмне забезпечення розроблено на мові програмування GO [31], що гарантує його легку адаптацію до різноманітних обчислювальних платформ [32]. Крім того, використовуючи методи нейроеволюції для формування структури та конфігурації контролюючих нейронних мереж, можна значно обмежити вимоги до належного апаратного забезпечення.

Застосування систем ШПІ є ключовим для багатьох сфер діяльності, в яких необхідна складна автономна робота різних роботизованих систем з урахуванням умов середовища. Серед прикладів використання можна виділити управління логістикою на складах, розробку корисних копалин, вивчення океанів та інших важкодоступних місць на планеті, а також гуманітарне розмінування.

Гуманітарне розмінування відіграє критичну роль для країни в сучасних та майбутніх умовах. Заплановано зосередитися на подальшому розвитку та впровадженні систем ШПІ для цих цілей у наступних дослідженнях.

Ia. Omelianenko, I. Sinitsyn

ARTIFICIAL SWARM INTELLIGENCE

Iaroslav Omelianenko

Institute of Software Systems, Kyiv,
yaric.mail@gmail.com

Igor Sinitsyn

Institute of Software Systems, Kyiv,
ips2014@ukr.net

In this article, we explore how artificial swarm intelligence evolve through evolutionary algorithms aimed at reducing the system's sensory surprise. We demonstrate the use of the free energy principle, borrowed from statistical physics, to describe quantitatively the optimization method (reduction of sensory surprise) that can be applied to support continuous learning. We express our thoughts on how to integrate this optimization method with evolutionary algorithms to accelerate the development of specialized artificial neural networks that define the proprioceptive configuration of certain robotic elements of the swarm. We consider how free energy principle can contribute to the homeostasis of the swarm system, ensuring its ability to stay within sensory limits throughout its active life. We demonstrate how complex distributed cognitive systems can be created as a hierarchical modular system consisting of specialized micro-intelligent agents connected by infor-

mation exchange channels. We also consider the coevolution of various robotic elements of the swarm, which may lead to the development of proprioception and a deep understanding of environmental properties. Finally, we briefly describe how this system can be implemented, and our achievements in this field.

Keywords: neuroevolution, robotic swarm, free energy principle, coevolution.

ПОСИЛАННЯ

1. Gerardo B., Wang J. Swarm intelligence in cellular robotic systems. *Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics? NATO ASI Series* / ed. by D. P. Sandini, A. P. Giulioand. Berlin; Heidelberg : Springer, 1993. Vol. 102. P. 703–712. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38
2. Nasuto S., Bishop M. Stabilizing swarm intelligence search via positive feedback resource allocation. *Proceedings of the nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2007) conference* / ed. by N. Krasnogor, G. Nicosia, M. Pavone, D. Pelta. Berlin; Heidelberg : Springer, 2008. Vol. 129. P. 115–123. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-540-78987-1_11
3. Omelianenko I. Hands-on neuroevolution with Python: build high-performing artificial neural network architectures using neuroevolution-based algorithms. Birmingham, UK : Packt Publishing, 2019. 368 p.
4. A method of automated design of neuroevolution algorithms based on Glushkov algebra of algorithms / I. Sinitsyn, A. Doroshenko, T. Mamedov, O. Yatsenko. *International Scientific Technical Journal "Problems of Control and Informatics"*. 2023. Vol. 68, N 3. P. 74–85. DOI: <https://doi.org/10.34229/1028-0979-2023-3-8>
5. Bongard J. Evolving modular genetic regulatory networks. *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600)*. Honolulu, HI, USA : IEEE, 2002. Vol. 2. P. 1872–1877. DOI: <https://doi.org/10.1109/CEC.2002.1004528>
6. Lehman J., Stanley K.O. Abandoning objectives: evolution through the search for novelty alone. *Evolutionary Computation*. 2011. Vol. 19, N 2. P. 189–223. DOI: https://doi.org/10.1162/EVCO_a_00025
7. Friston K. The free-energy principle: a unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*. 2010. Vol. 11, N 2. P. 127–138. DOI: <https://doi.org/10.1038/nrn2787>
8. Hoel E.P. When the map is better than the territory. *Entropy*. 2017. Vol. 19, N 5. P. 188. DOI: <https://doi.org/10.3390/e19050188>
9. Tononi G., Sporns O. Measuring information integration. *BMC Neuroscience*. 2003. Vol. 4, N 31. DOI: <https://doi.org/10.1186/1471-2202-4-31>
10. Gagniuc P.A. Markov chains: from theory to implementation and experimentation. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons, 2017. 256 p.
11. Cover T.M., Thomas J.A. Elements of information theory. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons, 2012. 784 p.
12. Neuberger L.G. Causality: models, reasoning, and inference. *Econometric Theory*. 2003. Vol. 19, N 4. P. 675–685. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0266466603004109>
13. Shannon C.E. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*. 1948. Vol. 27, N 3. P. 379–423. DOI: <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
14. Lyon P. The cognitive cell: bacterial behavior reconsidered. *Frontiers in Microbiology*. 2015. Vol. 6. P. 1–18. DOI: <https://doi.org/10.3389/fmicb.2015.00264>
15. Marijuán P.C., Navarro J., del Moral R. On prokaryotic intelligence: strategies for sensing the environment. *Biosystems*. 2010. Vol. 99, N 2. P. 94–103. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2009.09.004>
16. O'Regan J.K., Noë A. A sensorimotor account of vision and visual consciousness. *Behavioral and Brain Sciences*. 2001. Vol. 24, N 5. P. 939–973. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0140525X01000115>
17. Gamez D. Human and Machine Consciousness. Cambridge, MA, USA : Open Book Publishers, 2018. 234 p. DOI: <https://doi.org/10.11647/obp.0107>
18. Adams R.A., Shipp S., Friston K.J. Predictions not commands: active inference in the motor system. *Brain Structure and Function*. 2013. Vol. 218, N 3. P. 611–643. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00429-012-0475-5>
19. Friston K., Kilner J., Harrison L. A free energy principle for the brain. *Journal of Physiology-Paris*. 2006. Vol. 100, N 1–3. P. 70–87. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jphysparis.2006.10.001>
20. Crauel H., Flandoli F. Attractors for random dynamical systems. *Probability Theory and Related Fields*. 1994. Vol. 100, N 3. P. 365–393. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF01193705>
21. Fisher R.A., Russell E.J. On the mathematical foundations of theoretical statistics. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A. Containing Papers of a Mathematical or*

- Physical Character*. 1922. Vol. 222, N 594–604. P. 309–368. DOI: <https://doi.org/10.1098/rsta.1922.0009>
22. Kullback S., Leibler R.A. On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*. 1951. Vol. 22, N 1. P. 79–86. DOI: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177729694>
 23. Attiya H., Welch J. Distributed computing: fundamentals, simulations and advanced topics. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons, 2004. 415 p. DOI: <https://doi.org/10.1002/0471478210>
 24. Ghaffari M., Haeupler B. Near optimal leader election in multi-hop radio networks. *Proceedings of the 2013 Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA)*. New Orleans, Louisiana, USA, 2013. P. 748–766. DOI: <https://doi.org/10.1137/1.9781611973105.54>
 25. Korb K.B., Hope L.R., Nyberg E.P. Information-theoretic causal power / ed. by F. Emmert-Streib, M. Dehmer. Boston, MA, USA : Springer, 2009. P. 231–265. DOI: https://doi.org/10.1007/978-0-387-84816-7_10
 26. Back T., Fogel D.B., Michalewicz Z. Handbook of evolutionary computation. Boca Raton, FL, USA : IOP Publishing Ltd., 1997. DOI: <https://doi.org/10.1201/9780367802486>
 27. Stanley K.O., Miikkulainen R. Competitive coevolution through evolutionary complexification. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2004. Vol. 21, N 1. P. 63–100. DOI: <https://doi.org/10.1613/jair.1338>
 28. Stanley K.O., Bryant B.D., Miikkulainen R. Real-time neuroevolution in the NERO video game. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2005. Vol. 9, N 6. P. 653–668. DOI: <https://doi.org/10.1109/TEVC.2005.856210>
 29. Parr T., Friston K.J. The anatomy of inference: generative models and brain structure. *Frontiers in Computational Neuroscience*. 2018. Vol. 12. P. 1–23. DOI: <https://doi.org/10.3389/fncom.2018.00090>
 30. Navigating cognition: spatial codes for human thinking / J. L. Bellmund, P. Gärdenfors, E. I. Moser, C. F. Doeller. *Science*. 2018. Vol. 362, N 6415. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aat6766>
 31. Donovan A.A., Kernighan B.W. The Go Programming Language. New York, USA : Addison-Wesley, 2015. 400 p.
 32. The Go programming language and environment / R. Cox, R. Griesemer, R. Pike, I. L. Taylor, K. Thompson. *Communications of the ACM*. 2022. Vol. 65, N 5. P. 70–78. DOI: <https://doi.org/10.1145/3488716>

Отримано 05.06.2024