

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ТЕХНОЛОГІЯ УПРАВЛІННЯ БАГАТОМАШИНИМ РОБОТИЗОВАНИМ КОМПЛЕКСОМ ПОШУКУ НЕЛЕГАЛЬНИХ ВИПРОМІНЮВАЧІВ

У статті розглядається технологія управління багатомашинним роботизованим комплексом пошуку нелегальних випромінювачів на базі застосування нейронної мережі прямого поширення, що навчається за допомогою генетичного алгоритму. Використання нейромережі, яка забезпечує адаптивний обмін інформацією з іншими членами групи, дозволяє забезпечити гнучкість реагування окремими індивідуумами на зміни поточної ситуації та забезпечити ефективну координацію в межах команди. Здійснено моделювання роботи групи роботів та доведено ефективність підходу щодо пошуку нелегальних випромінювачів.

Ключові слова: нейронна мережа, мультиагентна система, робот, безпілотний літальний апарат, генетичний алгоритм

Вступ

Виявлення та локалізація радіозакладних пристроїв залишається одним з найбільш складних завдань захисту інформації. Широке розповсюдження засобів широкосмугової передачі даних створює вкрай сприятливі умови для маскування нелегальних передавачів на фоні мережі легальних засобів. В даний час важко знайти іншу таку активно використовувану ділянку радіочастотного спектру як 2,4 ГГц. У цьому діапазоні працюють пристрої стандартів Wi-Fi, Bluetooth, ZigBee, аналогові і цифрові відеопередавачі, системи дистанційного керування та доступу, мікрохвильові печі та багато іншого. Природно, що чим більше використовуваним є ділянку радіочастотного спектру, тим складніше його контролювати і аналізувати. Ця обставина часто є вирішальною при виборі зловмисниками середовища для варіанту маскування роботи своїх засобів прихованого отримання інформації, призначених для перехоплення інформації обмеженого доступу. Ця проблема викликає необхідність автоматизації пошуку нелегальних випромінювачів, для чого дедалі ширше використовуються роботизовані мобільні/рухомі комплекси, зокрема на безпілотних літальних апаратах (БПЛА). Більше того, у випадку значного за розмірами об'єкта БПЛА стають чи не єдиним засобом контролю електромагнітної обстановки, здатним у короткі терміни виявити та знешкодити приховане аудіо/відео спостереження (рис. 1) [1].



Рис. 1. Застосування груп БПЛА для охорони важливого об'єкта

Постановка проблеми

Рівень розвитку, досягнутий у робототехніці, робить актуальними дослідження не лише в області побудови систем управління для окремих автономних рухомих пристроїв, а й для груп таких апаратів. У такому випадку керуюча система, окрім управління роботом, повинна забезпечувати узгодженість дій робота з іншими членами групи. Побудова систем, які складаються з багатьох автономних компонент, що вирішують загальне завдання, розглядається в рамках мультиагентного підходу. При цьому застосовуються різноманітні методи управління, разом з тим, розвиток обчислювальних можливостей бортових систем управління робить можливим застосування більш складних інтелектуальних методів управління. Система управління повинна оптимізувати індивідуальну поведінку окремого робота, узгоджуючи її з поведінкою інших членів групи.

Аналіз джерел

Проблемі управління групами автономних об'єктів присвячено значну кількість публікацій. Так, у [2] наведено детальний аналіз моделей управління груп БПЛА за централізованою та децентралізованими стратегіями типу “зграя” та “рій”, наведено закони управління та оцінено ефективність роботи групи при таких підходах. У той же час, у роботі не розглядаються питання самонавчання окремих індивідуумів на основі досвіду інших членів групи. У [3–4] основні зусилля групи роботів спрямовуються на дотримання конфігурації групи, що є вкрай важливим при транспортуванні великогабаритних вантажів. У той же час питання автономності поведінки робота залишаються поза увагою. У [5] основна увага в процесах управління групою приділяється внутрішній взаємодії між її членами. У той же час використання спрощених законів управління обмежує функціональність робота щодо виконання основного завдання. У роботі [6] наведено алгоритми управління, які забезпечують узгоджене переміщення групи роботів у невизначеному тривимірному середовищі з перешкодами. При чому перешкоди можуть бути як стаціонарними так і рухомими. Разом з тим закони руху окремих індивідуумів є достатньо спрощеними а витримування конфігурації забезпечується апаратом триангуляції Делоне без самонавчання та обміну інформацією. У [7] вирішується задача “збору” роботів до певної точки, заданої статичним лідером групи. Роботи координують свою діяльність, але не здатні пристосовуватися до змін обстановки на основі досвіду інших індивідуумів. У роботах [8–9] закони управління зводяться до градієнтних методів, що дає можливість групі роботів прямувати до заданого району використовуючи параметри градієнтного поля без комунікації з іншими роботами групи. У [10] як і у [2] розглядаються питання управління для “зграї”, що складається з сотень і тисяч одиниць. При цьому питання щодо розпізнавання ситуацій та коригування дій у випадку зміни обстановки не розглядаються. У роботі [11] наведено розширений комплект моделей управління групою роботів на основі аналізу кожним індивідуумом положення робота-сусіда та порівняння власного положення з завчасно заданим. При цьому питання самонавчання робота не розглядаються. Нейромережеві алгоритми управління пропонуються у [12], разом з тим, об'єкт дослідження у цій системі є стаціонарним а загальний підхід не враховує розподілений характер системи.

Таким чином, з урахуванням особливостей виконання завдань групою роботів (БПЛА) щодо пошуку та локалізації нелегальних передавачів алгоритм управління окремим роботом повинен передбачати можливість навчання робота на основі розпізнавання паттернів ситуацій, у яких здійснюється випромінювання. Найбільш придатними у такому випадку є нейромережеві технології у поєднанні з генетичними алгоритмами, що, в цілому, реалізують схему навчання “без учителя” і дозволяють одночасно розповсюджувати досвід успішних роботів для всіх членів команди.

Метою даної статті є розробка моделі управління групою автономних об'єктів, яка б забезпечувала можливість розпізнавання ситуацій на основі багатошарової нейронної архітектури, здатної навчатися на основі генетичних алгоритмів. Це дозволить забезпечити гнучкість у поведінці при орієнтуванні у поточній обстановці та в інформації, що надходить від інших роботів команди.

Виклад основного матеріалу**Архітектура системи управління**

Необхідною умовою реалізації моделі управління для групи пошукових роботів (БПЛА) є наявність спеціального каналу зв'язку для комунікації між окремими апаратами. На відміну від традиційних підходів тип інформації, яка буде передаватися через цей канал, завчасно не визначено. Нейронні мережі, які будуть керувати окремими роботами, будуть самі визначати, що необхідно передавати каналами для своїх колег у процесі навчання. Оскільки для багатьох завдань важко визначити завчасно яка саме інформація буде найбільш корисною для узгодження спільних дій роботів, їх групі надається можливість самостійно відшукати необхідну інформацію узгодження у результаті еволюції системи. Це дозволяє, по-перше, вивільнити проектувальника системи від вирішення нетривіальної задачі та, по-друге, оптимально використовувати наявний канал зв'язку для досягнення максимальної узгодженості дій роботів.

Середовищем дій розробленої мультиагентної системи пошуку нелегальних передавачів є абстрактна сіткова модель, що задається дискретною картою. Клітинка карти може бути порожньою, у ній може знаходитись один передавач, або перешкода. Зразки випромінювачів та перешкод можуть бути довільними, їх характеристики визначаються умовами експериментів. Метою групи роботів, які досліджують територію, є виявлення максимальної кількості нелегальних передавачів за мінімальний час.

Програмна модель робота наближена до моделі робота-сапера, запропонованого у роботі [13]. Кожен робот має 4 типи датчиків: датчики координат робота, датчик попередження зіткнень, датчик випромінювачів, датчик зв'язку. Датчики координат робота дозволяють йому визначати власні поточні координати та координати відшуканих передавачів. Це може здійснюватись за допомогою навігаційних пристроїв робота, наприклад модуля GPS. Датчик упередження зіткнень реагує на наявність перешкод та інших роботів перед ним. Датчик випромінювачів призначено для виявлення прихованих передавачів поблизу робота. Датчики зв'язку призначені для обміну інформацією з іншими членами групи.

Інформація для обміну передається 2-ма окремими каналами. У відповідності з прийнятими підходами до побудови мультиагентних систем, уся інформація поділяється на 2 категорії. Перша – інформація про відшукані (точно встановлено місцеположення) нелегальні передавачі. Друга – будь-яка додаткова інформація, яка може бути корисною для координації дій щодо сумісного виявлення. При цьому не визначається, яка саме корисна інформація може надати допомогу іншим роботам. До неї можуть відноситись власні уявлення робота про навколишнє середовище, наміри робота про наступні дії та ін. Для передачі інформації другого типу залучається окремий канал передачі даних, при цьому роботи самі визначають, що саме вони повинні передавати в канал зв'язку для інших роботів та те, як вони повинні реагувати на отриману цим каналом інформацію. Комунікаційна інформація передається усім роботам групи одночасно з інтенсивністю, яка визначається системою управління робота.

Для алгоритмізації моделі визначимо поведінку робота, яка складається з наступних дій:

поворот курсу руху на кут 45° ;

переміщення вперед на 1 клітинку;

дія у випадку виявлення нелегального передавача (маркування, блокування).

Крім того, як вже зазначалося, робот передає інформацію своїм партнерам по 2-м каналам.

Система управління роботом будується на основі 2-шарової неповнозв'язної нейронної мережі прямого розповсюдження (рис. 2). Нейронна мережа з сигмоїдальними елементами має 16 входів та 4 виходи. Входи розбиті на 2 рівні групи S та V . Зв'язки у першому прихованому шарі обмежені з метою досягнення незалежної передобробки вхідної

інформації в групах входів S та V , а також для скорочення числа параметрів нейронної мережі, які навчаються.

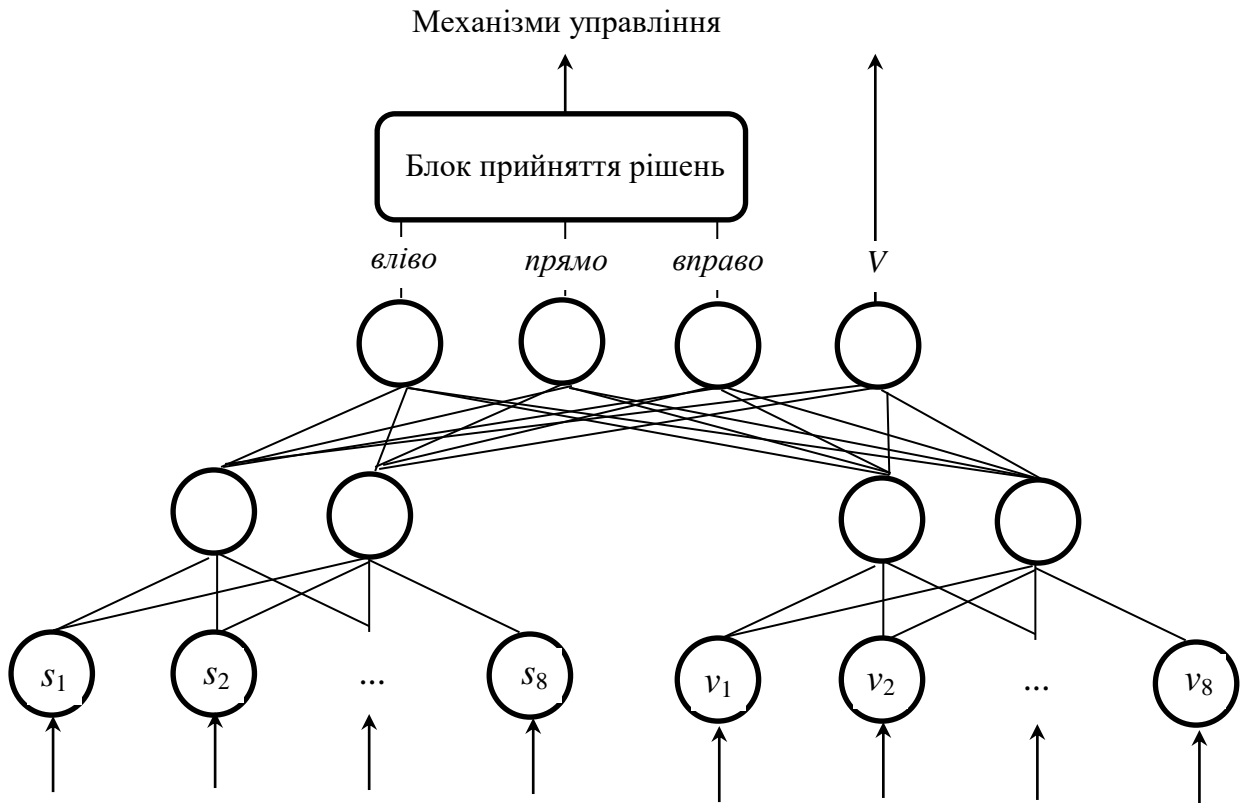


Рис. 2. Нейронна мережа системи управління робота

Перші 8 входів S_1 – S_8 приймають інформацію про розташування детектованих, але ще не позначених нелегальних передавачів. Інформація може надходити до нейроконтроллера як від сенсорів самого робота, так і від віддалених роботів каналом зв'язку. Друга група V_1 – V_8 працює як сукупність спрямованих приймачів комунікаційної інформації від інших роботів. Входи всередині обох груп організовані за єдиним принципом (рис. 3). Згідно з цією схемою, простір навколо робота ділиться на 8 секторів, кожен з яких приписаний до визначеного входу нейромережі. Величини, що подаються на вхід мережі, визначаються формулами:

$$S_i = \sum_j \frac{1}{r_{ij}^\alpha}; V_i = \sum_j \frac{1}{(v_{ij}r_{ij})^\alpha},$$

де i – номер входу в групі, яка визначає приписаний до входу сектор;

r_{ij} – відстань до j -го нелегального передавача чи до робота, який надіслав комунікаційний сигнал з i -го сектора;

$\alpha \in [0;4]$ – параметр навчання, який визначає пріоритет близьких об'єктів над віддаленими;

v_{ij} – інтенсивність прийнятого комунікаційного сигналу.

Виходи нейромережі працюють наступним чином: три виходи визначають дії щодо переміщення робота. Блок стохастичного прийняття рішень за допомогою випадкового механізму на кожному кроці обирає одну з 3-х дій з ймовірністю, яка пропорційна величинам

на відповідних виходах нейромережі. Четвертий вихід нейромережі визначає інтенсивність сигналу робота, який випромінюється для комунікації. Інтенсивність сигналу завчасно не визначена, вона визначається у результаті навчання генетичним алгоритмом. Нейромережа робота сама обирає зміст повідомлення та правила реагування на повідомлення від інших роботів. Також, у такій нейромережі відсутній вихід, який ініціює дію щодо позначення чи блокування нелегального передавача. Вважається, що дана дія виконується автоматично, у випадку, коли координати робота співпали з координатами раніше не визначеного нелегального передавача та займає m кроків дискретного часу моделі.

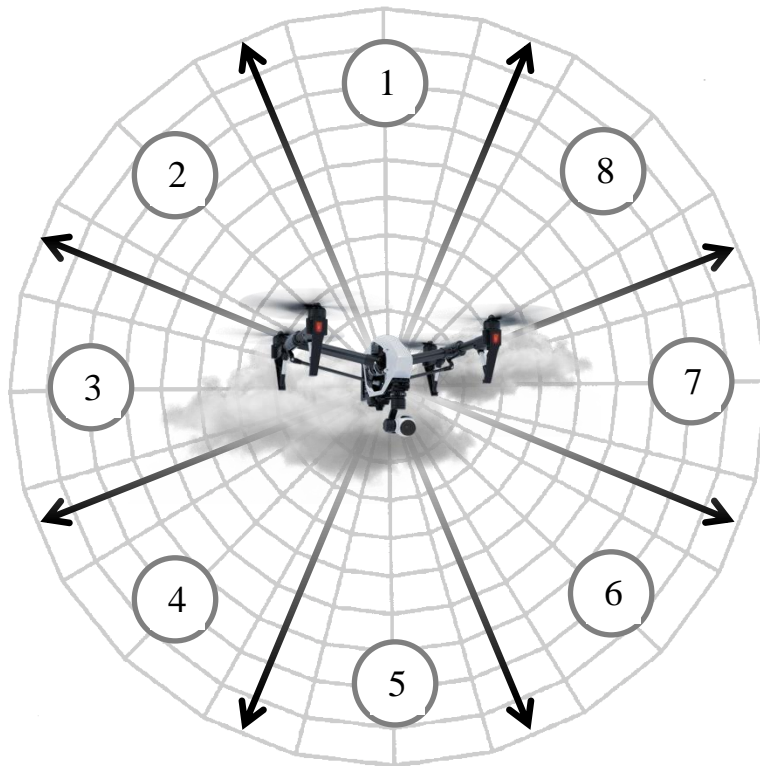


Рис. 3. Сектори управління робота

Еволюція колективу роботів забезпечується через навчання нейронних мереж індивідуумів стандартним генетичним алгоритмом. Кожна особа у популяції генетичного алгоритму відповідає окремому роботу та складає L ваг керуючої нейронної мережі та параметра a . Кожен параметр кодується b бітами, а загальна довжина хромосоми складає B біт. Задаються також ймовірності кросовера ($P_{ко}$) та комутації ($P_{ком.}$).

Для оцінки цільової функції навчання нейронної мережі робота (фітності) доцільно застосовувати кількість виявлених нелегальних передавачів ($N_{нп}$) за певну кількість часових кроків (n_k). Через кожні τ кроків на основі обчислених фітностей хромосом породжується нове покоління генетичного алгоритму. Хромосоми нового покоління здійснюють управління роботами протягом наступних τ кроків, після чого змінюються наступним поколінням і т.д.

Результати експерименту

Для проведення експерименту було обрано карту території розміром 200×200 квадратів. Дослідження проводились для 2-х типів встановлення нелегальних передавачів. Перший тип – з повністю випадковим розташуванням передавачів, у якому останні були встановлені випадковим чином з рівномірним розподілом. Другий тип – передавачі встановлені регулярно на основі випадково розташованих шаблонів встановлення.

Вихідні дані. Кількість БПЛА, які застосовувались для моделювання, дорівнює 10. Кількість нелегальних передавачів для пошуку – 150. Дальність відшукування передавача сенсорами БПЛА дорівнює 3 квадрати. Кількість ваг ваг керуючої нейронної мережі $L = 56$. Довжина хромосоми $B = 456$ біт, довжина параметру кодування $b = 8$ біт. Ймовірність кросовера $P_{ко} = 0.5$, ймовірність комутації $P_{ком.} = 0.1$. Кількість виявлених нелегальних передавачів для оцінки фітності $N_{ин} = 100$, кількість часових кроків $n_k = 100$.

Моделювання здійснено з використанням середовища розробки Keras, яке має достатньо потужні можливості щодо обробки результатів та дозволяє, за необхідності, вносити правки у модель [14].

Діаграми (рис. 4–5) ілюструють криві росту числа відшуканих нелегальних передавачів при роботі системи. Для порівняння було обрано систему у трьох варіантах:

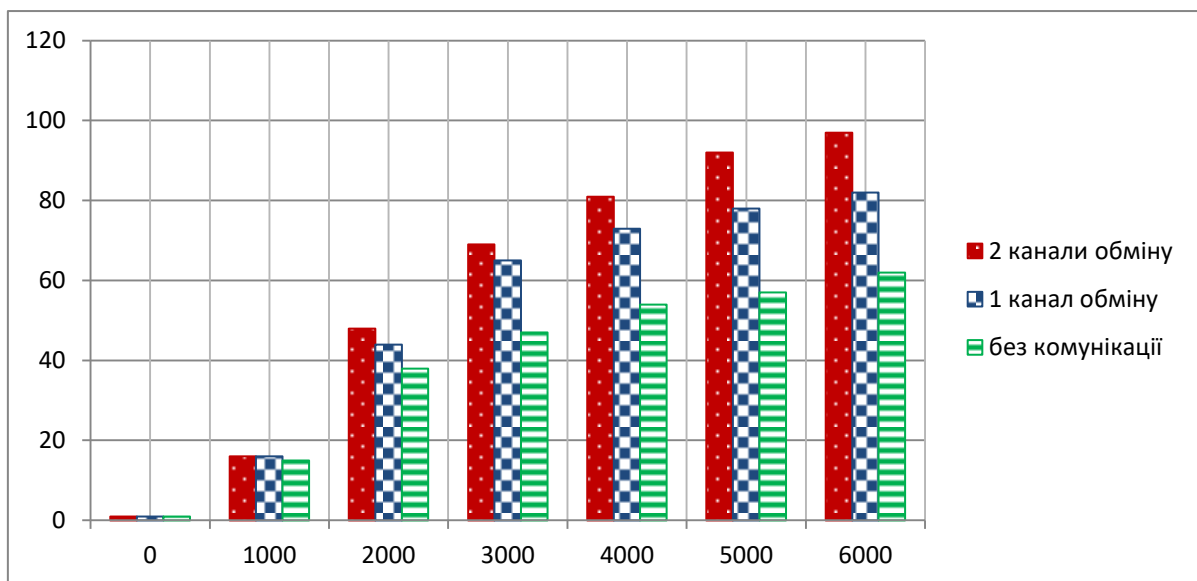


Рис. 4. Робота пошукової системи при випадковому розподілі нелегальних передавачів

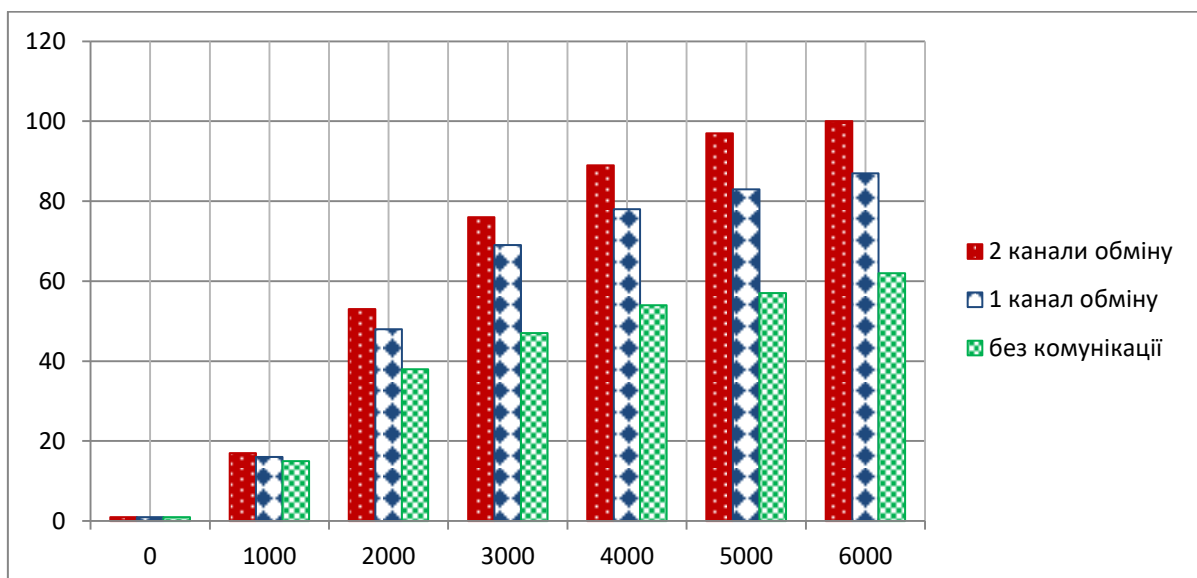


Рис. 5. Робота пошукової системи при регулярному розподілі нелегальних передавачів

1. Система без комунікації та самонавчання – роботи керуються лише випадковим алгоритмом.

2. Система з самонавчанням без використання само утворюючої комунікації – між роботами передається лише фіксована інформація про відшукані нелегальні передавачі (канал S).

3. Система з самонавчанням та використанням обох каналів комунікації (канали V та S).

Аналіз діаграм дає змогу зрозуміти, що на старті усі три варіанти системи працюють приблизно однаково, оскільки в цей час роботи навчаються, на що потрібно приблизно 10 поколінь генетичного алгоритму. По мірі навчання поведінка роботів стає більш раціональною. При цьому більшу ефективність має система з само утворюючою комунікацією, яка навчається швидше. Таким чином більшу ефективність має система, що використовує 2 канали комунікації і здатна відшукати до 2/3 встановлених передавачів за 5–6 тис. кроків часу. Система з одним каналом комунікації відшукує на 10–15 % менше передавачів, а система з хаотичним пошуком – на 20–30 % менше. Крім того, при регулярному розташуванні передавачів процес навчання відбувається на 8–10 % швидше, ніж при випадковому встановленні. Це відбувається тому, що нейронна мережа встановлює закономірності розташування передавачів і, таким чином, здатна розпізнавати ситуацію краще, ніж при випадковому розташуванні. Можливість окремих індивідуумів комунікувати один з одним призводить до узгодженості дій між ними, що може розцінюватись, як прояв штучного колективного інтелекту.

Висновки

Таким чином, на сьогоднішній день пошук пристроїв прихованого знімання та передачі інформації перетворюється на серйозну проблему, яка не вирішується лише “ручними” методами. У найближчому майбутньому до вирішення цієї задачі будуть залучатися багатомашинні роботизовані комплекси на базі груп роботів чи безпілотних літальних апаратів. При такому підході важливу роль буде відігравати наявність комунікації у групах, метою якої буде обмін інформацією про наявність та характерні ознаки нелегальних передавачів для їх найскорішого виявлення.

Застосування нейромережевих технологій дозволяє системі навчатися на досвіді окремих членів групи і, таким чином, підвищити ймовірність виявлення передавачів. Обов'язковою умовою, при цьому, є необхідність застосування двох каналів обміну, один з яких призначається для передачі інформації про відшукані (точно встановлено місцеположення) нелегальні передавачі. Другий – для додаткової інформації, яка може бути корисною для координації дій щодо сумісного виявлення. При цьому завчасно не визначається, яка саме корисна інформація може надати допомогу іншим роботам.

Застосування нейронної мережі з генетичним алгоритмом самонавчання дозволяє роботам навчатися один у одного та “запам'ятовувати” закономірності встановлення нелегальних передавачів. За результатами експерименту такий підхід підвищує загальну ефективність системи на 20–30 % у порівнянні з роботою групи роботів за випадковою схемою пошуку.

Напрямок подальших досліджень можуть бути різноманітні аспекти удосконалення механізмів самонавчання роботів, моделювання різних варіантів обміну інформацією, дослідження роботи системи при різних ознаках виявлення нелегальних передавачів.

Перелік посилань

1. 5 инноваций беспилотников в сфере защиты безопасности // Security News. <https://security-news.today/5-innovatsij-bespilotnikov-v-sfere-zashhity-bezopasnosti/>
2. Коллективы интеллектуальных роботов. Сферы применения / под ред. В.И. Сырямкина. – Томск: STT, 2018. – 140 с.
3. Золотухин Ю. Н. Координированное управление группой роботов в задачах перемещения груза / Ю. Н. Золотухин, К. Ю. Котов, А. С. Мальцев, А. А. Нестеров, М. А. Соболев, А. Е. Цупа // Вычислительные технологии. Том 21, № 1, 2016. 70-79.

4. Каляев И. А. Самоорганизующиеся распределенные системы управления группами интеллектуальных роботов, построенные на основе сетевой модели / Каляев И. А., Капустян С. Г., Гайдук А. Р. // Управление большими системами. Специальный выпуск 30.1 «Сетевые модели в управлении». – С. 605–639.
5. Щербатов И. А. Управление группой роботов: компонентный подход / И.А. Щербатов, И.О. Проталинский, О.М. Проталинский // Информатика и системы управления. Интеллектуальные системы, 2015, №1(43). – С. 93–104.
6. Пшихопов В. Х. Групповое управление движением мобильных роботов в неопределенной среде с использованием неустойчивых режимов / В.Х. Пшихопов, М.Ю. Медведев // Робототехника, автоматизация и системы управления. 2018. Вып.5(60). – С. 39–63.
7. Онуфриев В. А. Управление группой автономных роботов с использованием полярных координат / Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление, 2017, том 10, выпуск 4. – С. 97–106.
8. Schwager M. From Theory to Practice: Distributed Coverage Control Experiments with Groups of Robots / Mac Schwager, James McLurkin, Jean-Jacques E. Slotine, and Daniela Rus // Experimental Robotics: The Eleventh International Symposium, 2009. – P. 127–136.
9. Schwager M. Decentralized, Adaptive Coverage Control for Networked Robots / Mac Schwager, Daniela Rus, and Jean-Jacques Slotine // The International Journal of Robotics Research. Volume: 28 issue: 3. – P. 357–375.
10. Abstraction and Control for Groups of Robots // IEEE Transactions on Robotics, Vol. 20, No. 5, October 2004. – P. 863–875.
11. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов // – М.: Физматлит, 2009. – 280 с.
12. Васи́лець Т. Ю. Розробка нейромережевої системи управління трьохмасовою електромеханічною системою / Т. Ю. Васи́лець, О. О. Варфоломієв, Р. В. Тютюн, Ю. О. Алфьоров, А. О. Власов // Системи обробки інформації, 2017, випуск 1 (147). – С. 62–68.
13. Божич В. И. Нейросетевое управление в мультиагентной системе с самоорганизующейся коммуникацией / Божич В. И., Кононенко Р. Н., Абияка А. А. // Нейроинформатика, 1999, №3. – С. 239–246.
14. Keras: The Python Deep Learning library. Mode of Access <https://keras.io/>

Надійшла: 11.07.2019

Рецензент: д.т.н., професор Барабаш О.В.