

МОДЕЛЬ КОМУНІКАТИВНОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ ПОВЕДІНКИ КОМПОНЕНТІВ ПРИ МУЛЬТИАГЕНТНІЙ ОРГАНІЗАЦІЇ МЕРЕЖЕВИХ СИСТЕМ

Функціонування системи оптичної навігації потребує використання потужних обчислювальних ресурсів, що можуть бути забезпечені мультиагентною системою за умови ефективної організації. В роботі досліджується розподілене обчислення функціональних завдань бездротовою динамічною мережею апаратних компонентів на основі мультиагентних систем. Пропонується метод комунікативної трансформації поведінки компонентів при мультиагентній організації мережесистем, що надає можливість створення математичної моделі адаптації поведінки агента, яка буде надавати змогу функціонування агента у мультиагентній системі в коротко- чи довгостроковій перспективі. Запропонована структурна модель поведінки агента під час функціонування в МАС дозволяє динамічну зміну логіки агента на основі аналізу параметрів поведінкових станів за допомогою LSTM.

Ключові слова: мультиагентні системи; формалізація моделі поведінки; колективний інтелект; довга короткочасна пам'ять; рекурентні нейронні мережі.

Вступ. У сучасних науках про штучний інтелект одні і ті ж терміни часом характеризуються різними предметними сферами застосування. Сенс їх може змінюватися при вживанні в різних контекстах. Це цілком відноситься і до терміну штучне життя, який вживається як у вузькому, так і широкому сенсі слова. Штучне життя у вузькому сенсі є розділом теорії мультиагентних систем (МАС), де вивчаються питання виникнення інтелектуальної поведінки на основі локальних взаємодій агентів. При цьому самі агенти можуть бути необов'язково інтелектуальними, що є викликом сучасним дослідникам штучного інтелекту. У цьому плані мультиагентні системи відносяться до повністю децентралізованих систем колективної поведінки.

Аналіз і моделювання штучних агентів спираються на їх уявлення як віртуальних об'єктів, що знаходяться в динамічній рівновазі з середовищем, або на їх трактування як комунікативних агентів у штучній популяції мультиагентної системи. Останній напрям активно розробляється в контексті досліджень виникнення і розвитку колективного інтелекту в штучних роях [1, 2].

Основним предметом дослідження є розподілене обчислення функціональних завдань бездротовою динамічною мережею апаратних компонентів на основі мультиагентних систем. Об'єктом дослідження є метод комунікативної трансформації поведінки ком-

понентів при мультиагентній організації мережесистем. Метою дослідження є створення математичної моделі адаптації поведінки агента, яка буде надавати змогу функціонування агента у мультиагентній системі в коротко- чи довгостроковій перспективі. Для дослідження та задачі:

- визначити аспекти моделі агентів в процесах функціонування, комунікації, інтелектуальності, раціональності, навчання.

- визначити механізми агентів, що надавали б змогу адаптувати свою діяльність в коротко- чи довгостроковій перспективі.

Матеріали та методи дослідження. Для формального визначення МАС можна взяти за основу поняття алгебри, яка виражається у вигляді непорожньої множини, що була названа носієм або основою системи, множини предикатів, множини операцій [3]. Очевидна багатоосновність системи була недостатньо виражена для набору специфічних завдань.

В статтях [4, 5] МАС інтерпретується як штучний рій (swarm), побудований з мобільних, реактивних агентів, які здатні локально взаємодіяти один з одним і колективно вирішувати різні завдання, діючи паралельно. Проте прототипи механізмів контролю реактивної специфіки поведінки агентів були визначені для вузького кола задач.

Інший можливий варіант опису агентів і МАС запропонований К. Цетнарівічем [6]. Він спирається на

ідею трьохступеневого визначення основних понять: множини агентів, множини просторів, взаємозв'язку між множиною агентів і множиною просторів з урахуванням ресурсів середовища.

У свою чергу, МАС в [7], що розуміється як соціальний або колективний агент, визначається: множиною станів, узагальненою функцією переходів між станами, множиною мов, множиною дій, множиною соціальних законів у вигляді безлічі обмежень, але в роботі була відсутня математична формалізація моделі МАС.

Варіант опису МАС з акцентом на її дії був запропонований в роботі [8]. Недостатньо безумовно були описані: безлічі агентів, кінцеве безліч дій у МАС, безліч дій агента, підмножина розширеної множини дій, яке описує поведінку всієї МАС.

де T_{PD} – час виконання коду, що є платформово залежним, LS – розмір циклічного оператора у програмному коді логіки агента, $outer(LS)$ – функція визначення максимального зовнішнього граничного значення лічильника циклічного оператора, $inner(LS)$ – функція визначення максимального внутрішнього граничного значення лічильника циклічного оператора, NL – рівень вкладеності циклічного блоку програмного коду, NL_j – рівень вкладеності j -го циклічного блоку програмного коду в файлі з логікою агента, LN – кількісна LoC характеристика файла з логікою аген-

та, OL_i – кількість математичних операцій у i -ій строці файлу.

В результаті аналізу існуючих підходів до опису моделі процесу мультиагентної організації комп'ютерних систем чи мереж зроблено висновок про необхідність формалізації математичної моделі.

$$\left\{ \begin{array}{l} AC^f = \frac{1}{T_{PD}} \cdot LS^{NL} \cdot \frac{1}{LN} \sum_{i=1}^{LN} OL_i, \\ \frac{|outer(LS) - inner(LS)|}{2} < LS < \max(LS), \\ \max(NL_j) < NL < \sum_{j=1}^{C_M} NL_j, \end{array} \right. \quad (1)$$

та, OL_i – кількість математичних операцій у i -ій строці файлу.

Автономність, як властивість агентної сутності, в моделі відображається графом поведінкових станів $AL = \langle ACF, T(AC^f) \rangle$. Множина вершин, що відображає поведінку агента та відповідні поведінкові функції взаємодії агента визначається як $ACF = \{A^f, B^f, C^f, D^f, \dots, AC_m^f\}$, де m – кількість функцій агента, складність яких може бути оцінена. Поведінка агента є динамічною. Множина функцій трансформування станів $T(AC^f)$ описує характерні особливості зміни поведінки.

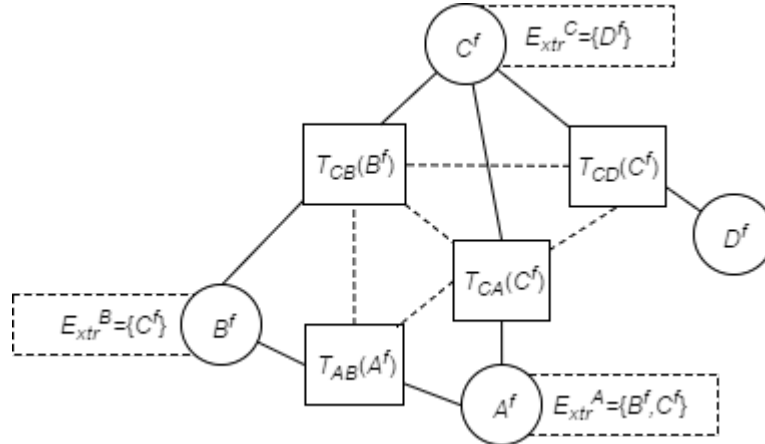


Рис. 1. Принципова структурна модель поведінки агента під час функціонування в МАС

логічна структура поведінки має зберігатись з урахуванням обмеженості апаратних ресурсів платформи, на якій функціонує сутність агента, тому інформація графу є стисненою (рис 1.). Операції над модифікацією поведінки агента проводяться з використанням функції серіалізації $E_{xtr}^{AC_k^f}$:

$$\left\{ \begin{array}{l} E_{xtr}^{AC_k^f} = \{T_{c,n(i+1)}(AC_k^f), T_{c,n(i+2)}(AC_k^f), T_{c,n(i+m)}(AC_k^f)\}, \\ [c, n(z)] \rightarrow [n(z), c] | T_{n(z),c}(AC_{k+1}^f), \\ c = AC_{k,i}^f, n(z) = AC_{k+1,z}^f, \end{array} \right. \quad (2)$$

де k – рівень графу станів відносно початкової точки серіалізації, AC_k^f – поведінковий стан агента, який може бути трансформований за допомогою фун-

кції $T_{c,n(z)}(AC_k^f)$, $c = AC_{i,k}^f$ – поточний стан поведінки агента відносно початкової точки серіалізації, порядковим індексом i , $n(z) = AC_{k+1,z}^f$ – наступний стан поведінки агента відносно початкової точки серіалізації, порядковим індексом $z = i + 1$ з множини можливих поведінкових станів наступного рівня графу. Характерною особливістю структури графу поведінкових станів є зворотність напрямку трансформації відносно напрямку серіалізації $[c, n(z)] \rightarrow [n(z), c] | T_{n(z),c}(AC_{k+1}^f)$. Функція трансформації на основі аналізу комунікативних пакетів агентів ініціює зміну визначеного поточного стану у наступний стан за динамічним графом моделі поведін-

ки. В моделі агента, що пропонується, використовуються аналітика ідентичності параметрів визначених станів поведінки. Так для стану A^f можуть бути визначені параметри $A^f = \{p_1^A, p_2^A, \dots, p_s^A\}$, що будуть вхідними даними функції трансформації, де s є кількістю параметрів.

Як агенти можуть адаптувати свою діяльність в коротко- чи довгостроковій перспективі? Які відповідні механізми навчання агентів будуть використовуватись в контексті мультиагентності? Властивості рекурентної нейронної мережі з архітектурою довгої короткочасної пам'яті (LSTM) [9,10,11] надають можливість розробити модель поведінки агента в у часовій перспективі. Використання модифікованої LSTM дозволить визначити умови трансформації поведінкових станів між декількома агентами.

Множина агентів, що виконують суміжні обчислювальні задачі, накопичує поведінковий досвід $C_k^{CA^f}$ у вигляді інформації про апаратні параметри обчислювальної платформи:

$$C_k^{CA^f} = \frac{\sum_{i=1}^s b_i \cdot p_i^{CA^f}}{\sum_j^{N_j} AC_{k-1,j}^f \cdot \sum_l^{N_l} AC_{k+1,l}^f}, \quad (3)$$

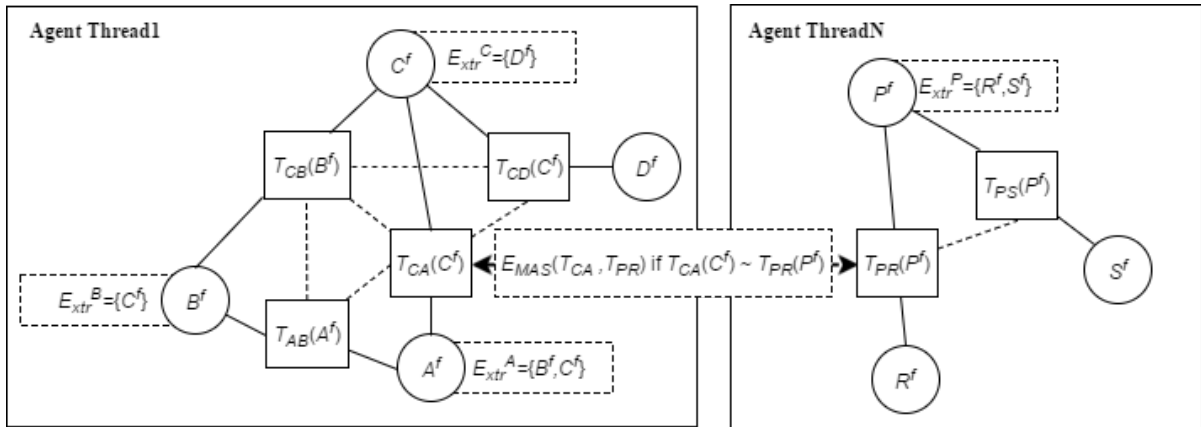


Рис. 2. Динамічна зміна структури поведінки агента на основі аналізу параметрів за допомогою LSTM

Функція E_{MAS} отримує в якості параметрів результати визначення поведінкових станів на основі LSTM. В результаті формуються шкали діапазонів точності, що впливають на ймовірність зміни стану з врахуванням раціональності з'єднання агентної поведінки.

Результати досліджень та висновки. Для дослідження ефективності MAC з запропонованою моделлю поведінки агентів була обрана задача оптичної навігації як завдання з великою потребою у обчислювальних ресурсах. Для того, щоб апаратні модулі компонентів MAC функціонували, необхідно обрати

де k – рівень графу станів відносно початкової точки співпадіння поведінкових станів, що визначені нейрон-мережевими механізмами функцій трансформації, $k + 1$ та $k - 1$ – наступний та попередній рівні графу станів відповідно, j – індекс поведінкового стану на $(k - 1)$ рівні, l – індекс поведінкового стану на $(k + 1)$ рівні, N_j – кількість поведінкових станів на $(k - 1)$ рівні, N_l – кількість поведінкових станів на $(k + 1)$ рівні. Виходячи з того, що параметри станів можуть мати відмінні одиниці вимірів вводяться балансуєчі коефіцієнти b_i .

Тому в LSTM [12] архітектурі було модифіковано лише обрахунок значення оновлюючого вихідного ключа, що виконуватиме злиття клітинних станів зі скритим шаром з врахуванням поведінкового досвіду:

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t + C_k^{CA^f}, \quad (4)$$

Внаслідок цього виникає можливість динамічно скеровувати логіку функціонування агентів за рахунок з'єднання поведінкових графів декількох агентів (рис. 2).

обладнання за наступними критеріями: ЕОМ з великим об'ємом постійної та оперативної пам'яті та потужним процесором для обробки даних у режимі реального часу, достатня потужність графічного процесору для обробки зображень камери з високою роздільною здатністю. Серед великої кількості апаратних платформ найбільш підходить Raspberry Pi 3B та ODROID-C2. Проаналізувавши їх характеристики вибір було зроблено у сторону ODROID-C2 (табл. 1), оскільки він має більш потужний процесор та 2 Gb оперативної пам'яті ніж 1 Gb RAM у Raspberry Pi 3B.

Апаратні характеристики ODRROID-C2

CPU	Amlogic S905 SoC 4 x ARM Cortex-A53 2GHz 64bit ARMv8 Architecture @28nm
GPU	3 x ARM Mali-450 MP 700MHz
RAM	2GB 32bit DDR3 912MHz
Ethernet / LAN	10/100/1000 Ethernet
Video Output	HDMI 2.0 4K / 60Hz
Flash Storage	Micro-SD UHS-1 @83Mhz/SDR50 or eMMC5.0 storage option
Camera Input	USB 720p
IO Expansion	40 + 7 pin port GPIO / UART / I2C / I2S / ADC

На основі алгоритму (рис. 3) програмної реалізації пошуку часткового зображення на картографічному зображенні було створено граф поведінки агента, до якого входять наступні стани:

1. Ініціалізація даних: створення детектору, екстрактору та об'єкту для пошуку відповідностей у дескрипторах та ініціалізація мапи на основі зчитування xml файлів з інформацією в оперативну пам'ять;

2. Отримання поточного зображення з камери. Пошук ключових точок та дескрипторів для отриманого зображення;

3. Створення потоків на агентних платформах компонентів динамічної мережі для порівняння зображень на основі пошуку відповідностей у дескрипторах.

4. Відсіювання зайвих зв'язків (рис. 4) за допомогою алгоритму RANSAC. Розрахунок точок, які описують знайдені границі шуканого на карті зображення, отриманого з камери;

5. Знаходиться середня точка. Обчислюються умовні координати. За орієнтир беруться координати у пікселях знайденої точки. Обчислюються географічні координати.

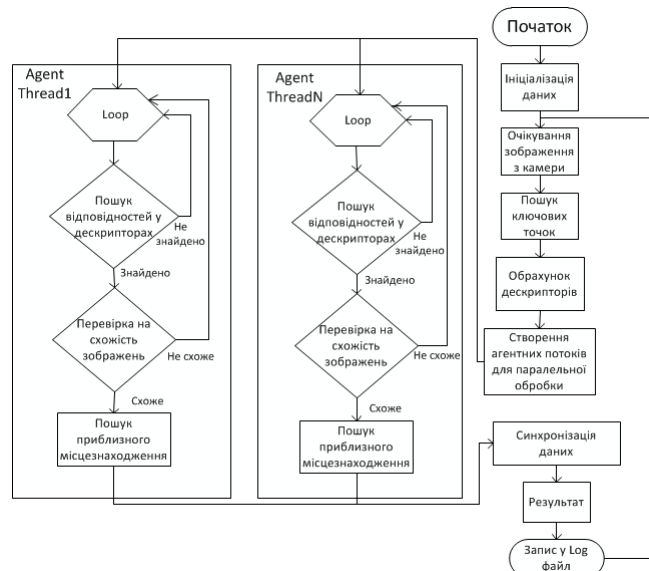


Рис. 3. Алгоритм обробки зображень під час оптичної навігації на основі моделі комунікативної трансформації поведінки компонентів MAC

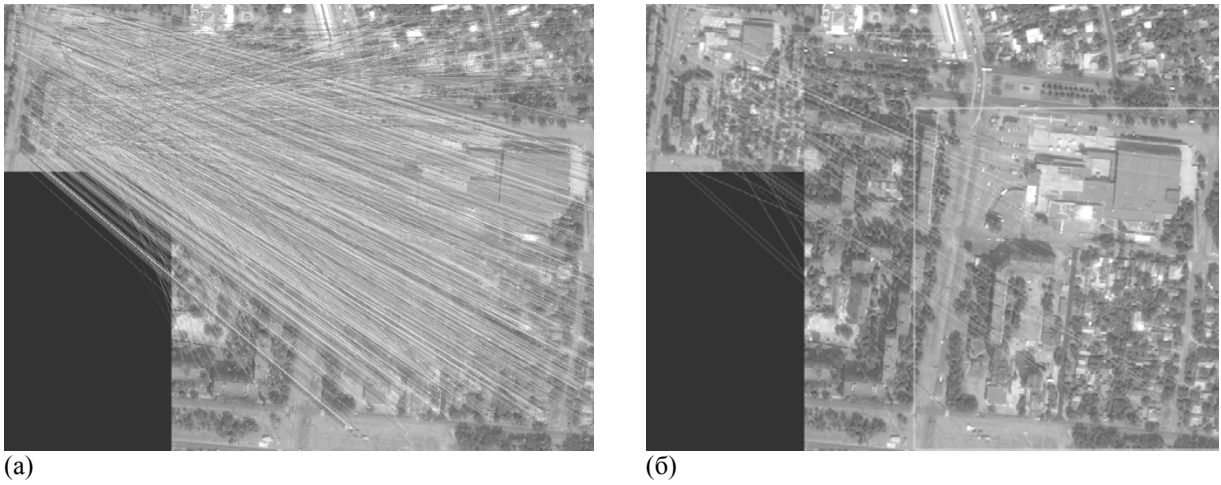


Рис. 4. Результати знаходження відповідної частини знімку в процесі розпізнавання картографічного зображення.

МАС для оптичної навігації була розгорнута на основі комп'ютерної мережі з п'яти пристроїв. Для дослідження ефективності використання оперативної пам'яті (рис. 5 (а)) запропонованої моделі агентної поведінки крім задачі розпізнавання картографічних зображень під час оптичної навігації також виконува-

вся аналіз системних параметрів під час потокової передачі даних з трьох джерел відеоданих (рис. 5. (б)). Безпосередньо агентні компоненти МАС організували динамічні мережеві з'єднання, що характеризують мережу здебільшого як повнзв'язну.

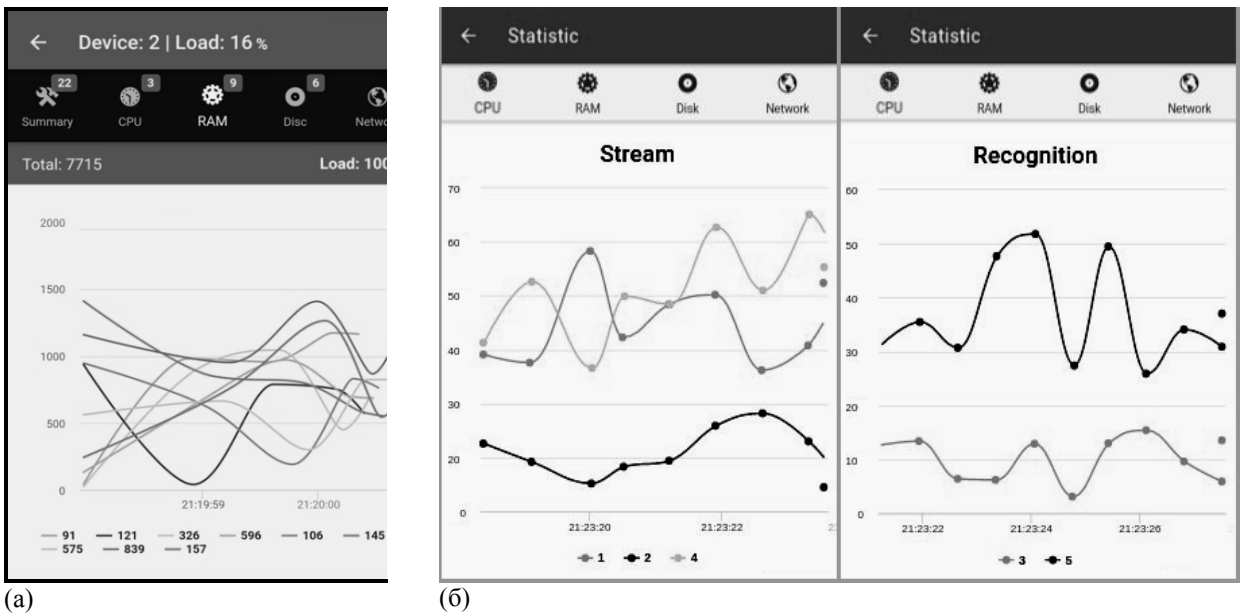


Рис. 5. Система моніторингу апаратних характеристик агентних обчислювальних платформ:
 а – обсяг використаної оперативної пам'яті;
 б – завантаження процесору при виконанні завдань потокової передачі та розпізнавання частини зображення

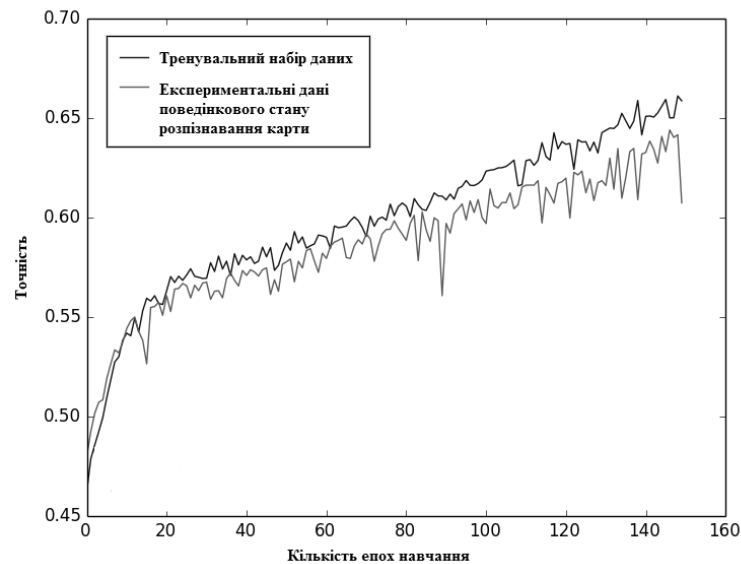


Рис. 6. Середнє значення точності визначення станів функціями трансформації

МАС на основі комунікативної трансформації поведінки автоматично визначає достатню кількість агентів для основної задачі оптичної навігації, зменшивши на 4,9 % середню завантаженість процесорів компонентів на основі раціонального рішення виділення кількості агентних компонентів для потокової відеопередачі з достатньою якістю для швидкого розпізнавання в діапазоні 1,3–2,2 с. Треба зазначити, що при цьому збільшується обсяг службового трафіку на

24 %. Зменшився час реорганізації МАС при переорієнтації ролей агентів, що була ініційована функцією трансформації довільного агента, на 7 % в порівнянні з повною реконфігурацією маршрутів передачі даних в МАС. Проте подальшого дослідження потребують мультиагентні модифікації LSTM для визначення поведінкових станів агента внаслідок того, що значення точності не перевищує 67 % (рис. 6).

ЛІТЕРАТУРА

1. G. Theraulaz. Task differentiation in polistes wasp colonies: A model for self-organizing groups of robots / G. Theraulaz, S. Goss, J. Gervet, J-L. Deneubourg // First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. Cambridge, MA : MIT Press. – 1990.
2. M. J. Wooldridge. Agent theories, architectures, and languages: A survey / M. J. Wooldridge, N. R. Jennings // Intelligent Agents: ECAI-94 Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages Proceedings. – 1995. – P. 1–39.
3. J. Bates. The role of emotion in believable agents. / J. Bates. // Communications of the ACM. – Vol. 37(7). – 1994. – P. 122–125.
4. R. Aylett. Multiple cooperating robots – combining planning and behaviours. / Aylett and D. Eustace. // Proceedings of the 1993 Workshop on Cooperating Knowledge Based Systems (CKBS-93). – 1994. – P. 3–11.
5. R. A. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. / R. A. Brooks. // IEEE Journal of Robotics and Automation. – Vol 2(1). – 1986. – P. 14–23.
6. E. Cetnarovicz. Agent-Oriented Technology of Decentralized Systems Based on the M-agent Architecture / E. Cetnarovicz, E. Vavancki, K. Celnarovin // IFAC/IFIP Conference on Management and Control of Production and Logistics (MCPL'97). – V. 2. – 1997. – P. 486–491.
7. Y. Demazeau. Populations and Organizations of Open-Multi-Agent Systems / Y. Demazeau // Proceedings of the First Sposium on Parallel and Distributed AI. – 1996.
8. H-D. Burkhard. How to define agent properties – or: What is a fair agent / H-D. Burkhard // Technical Report, Fachbereich Informatik, Humboldt-Universität Berlin. – 1993.
9. S. Hochreiter. Long Short-Term Memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // Neural Computing, MIT Press. – 1997. – Vol. 9(8). – P. 1735–1780.
10. K. Tran. Recurrent memory network for language modeling / K. Tran, A. Bisazza, C. Monz // Proceedings of the 15th NAACL, San Diego, CA. – 2016.
11. K. S. Tai. Improved semantic representations from tree-structured long short-term memory networks. / K. S. Tai, R. Socher, and C. D Manning // Proceedings of the 53rd ACL. – 2015. – P. 1556.
12. K. Cho. Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation / K. Cho, and B. Van Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, Y. Bengio // Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). – 2014. – P. 1724–1734.

И. С. Бурлаченко,

А. Е. Довгенко,

Черноморский национальный университет им. Петра Могилы,
г. Николаев, Украина

МОДЕЛЬ КОММУНИКАТИВНОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПОВЕДЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ ПРИ МУЛЬТИАГЕНТНЫЕ ОРГАНИЗАЦИИ СЕТЕВЫХ СИСТЕМ

Функционирование системы оптической навигации требует использования мощных вычислительных ресурсов, которые могут быть обеспечены мультиагентной системой при условии эффективной организации. В работе исследуется распределенные вычисления функциональных задач беспроводной динамической сетью аппаратных компонентов на основе мультиагентных систем. Предлагается метод коммуникативной трансформации поведения компонентов при мультиагентной организации сетевых систем, который описывает создание математической модели адаптации поведения, который будет предоставлять возможность функционирования агента в мультиагентной системе в кратко- или долгосрочной перспективе. Предложенная структурная модель поведения агента во время функционирования в МАС позволяет динамическое изменение логики агента на основе анализа параметров поведенческих состояний с помощью LSTM.

Ключевые слова: мультиагентные системы; формализация модели поведения; коллективный интеллект; длинная кратковременная пам'ять; рекуррентные нейронные сети.

I. Burlachenko,

O. Dovhenko,

Petro Mohyla Black Sea National University,
Mykolaiv, Ukraine

THE MODEL OF COMMUNICATIVE BEHAVIOR TRANSFORMATION FOR COMPONENTS OF MULTI-AGENT NETWORK SYSTEMS ORGANIZATION

Functionality of the systems of optical navigation and communications will require the usage of vigorous quantitative resources, which with multi-agent systems for the proper organization can be provided. In the paper the distributed computing of functional tasks by dynamic wireless network hardware components based on multi-agent systems is investigated. The method of communicative behavior's transformation of network components in multi-agent systems, providing the ability to create a mathematical model of agent's behavior adaptation that will provide an opportunity to functioning agent in multi-agent system in the short or long term is proposed. The proposed structural model of agent's behavior during operations in the MAS allows dynamic changes the agent's logic by analyzing the parameters of agent behavioral states using LSTM was investigated.

Key words: Multi-Agent System; formalization of behaviors model; collective intelligence; Long Short-Term Memory; Recurrent Neural Networks.

Рецензенти: д. т. н., проф. **М. П. Мусієнко;**
к. т. н., доц. **І. М. Журавська.**

© Бурлаченко І. С., Довгенко О. Є., 2016

Дата надходження статті до редколегії 26.09.16