

Є. Є. ФЕДОРОВ, М. В. ЧИЧУЖКО, В. О. ЧИЧУЖКО

Черкаський державний технологічний університет, Україна

ПІДХОДИ ДО СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНОГО АГЕНТА НА ОСНОВІ МЕТАЕВРИСТИК І ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В даній статті розроблено програмний агент на основі метаевристик і штучних нейронних мереж. Проведено аналіз існуючих класів агентів та обраний реактивний агент з внутрішнім станом, який є найкращим в застосуванні для частково спостережуваних, динамічних, не епізодичних середовищ, причому у цього агента є внутрішній стан, який зберігає стан навколишнього середовища, отриманий на основі історії актів сприйняття, у вигляді структури даних. Запропонований підхід до створення агента на основі метаевристики та створення агента на основі штучної нейронної мережі. Запропонована розробка реактивних агентів з внутрішнім станом на основі ройової метаевристики PSO (Particle Swarm Optimization), які пов'язані з індивідуальними частками і цілим роєм та виконують взаємодію за допомогою повідомлень. Також запропонований підхід до створення реактивного агента з внутрішнім станом на основі рекурентної нейронної мережі Елмана. Використаний агентний підхід дозволяє об'єднати різні напрямки штучного інтелекту, цифрової обробки сигналу, математичного моделювання та теорії ігор. Запропоновані агенти були реалізовані за допомогою інструментального засобу JADE (Java Agent Development Framework), який є одним з найбільш популярних засобів створення агентних систем. Для визначення параметрів ройової метаевристики PSO і рекурентної нейронної мережі Елмана було проведено чисельне дослідження. В якості функції мети використовувалася тестова функція Растрігіна. В якості вхідних даних для мережі Елмана була використана вибірка значень кількості відвідувань сторінки веб-сайту ДонНТУ. Критерієм вибору структури моделі мережі була мінімальна середньоквадратична похибка прогнозу. Для прогнозу кількості відвідувань сторінки веб-сайту використано 10 прихованих нейронів, оскільки при подальшому збільшенні кількості прихованих нейронів зміна значення помилки є незначною. Для визначення кількості частинок рою було проведено ряд експериментів, результати яких представлені графіками. Запропоновані підходи можуть бути використані в інтелектуальних комп'ютерних системах.

Ключові слова: нейронні мережі; метаевристика; мультиагентна технологія; агентний підхід; приховані нейрони; мережа Елмана

Загальна постановка проблеми

В даний час набули поширення агентні технології, що застосовуються як у віртуальному (програмному) середовищі (наприклад, середовищах моделювання, обчислень, ігор, Інтернету), так і в фізичному середовищі (наприклад, виробничий процес). Агентний підхід дозволяє об'єднати різні напрямки штучного інтелекту, цифрової обробки сигналу, математичного моделювання та теорії ігор.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У джерелі [1] розглядаються дії агентів в конкурентних середовищах. У джерелі [2] розглядаються стратегії навчання агентів. У джерелі [3] розглядаються архітектури та функціонування

агентів, сфери їх застосування.

Однак в цих джерелах недостатньо повно відображено підходи до побудови агентів на основі інтелектуальних технологій, тому проблема створення програмного агента на основі метаевристик і штучних нейронних мереж є актуальною.

Постановка задачі дослідження

Метою роботи є створення програмного агента на основі метаевристик і штучних нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети були поставлені і вирішені наступні завдання:

1. Провести аналіз існуючих класів агентів.
2. Запропонувати підхід до створення агента на основі метаевристики.
3. Запропонувати підхід до створення агента на

основі штучної нейронної мережі.

4. Провести чисельне дослідження створених агентів.

Результати розробки і досліджень

Аналіз існуючих класів агентів

Згідно Рассела та Норвіга [1], виділяють:

- прості реактивні (рефлексивні) агенти;
- реактивні (рефлексивні) агенти, засновані на моделі світу;

моделі світу;

- агенти, засновані на цільовому стані;
- агенти, засновані на функції корисності;
- агенти, що навчаються.

Згідно Вейсса [2], виділяють:

- реактивні (рефлексивні) агенти;
- агенти, засновані на логіці;
- BDI-агенти;
- гібридні агенти з перехідним поєднанням архітектурою.

архітектурою.

Згідно [4], для реалізації метаевристич зазвичай використовують реактивний агент з внутрішнім станом (реактивний агент з моделлю світу).

Такий агент добре підходить для частково спостережуваних (в силу використання внутрішнього стану), динамічних (в силу швидкої реакції), не епізодичних (в силу використання внутрішнього стану) середовищ.

У цього агента є внутрішній стан (пам'ять), який зберігає стан навколишнього середовища (світу), отриманий на основі історії актів сприйняття, у вигляді структури даних. Архітектура агента представлена на рис. 1.

Для опису поведінки (функціонування) агента введемо наступні функції.

Функція сприйняття see відображає стан навколишнього середовища e у сприйняття p .

Функція зміни стану агента $next$ відображає старий внутрішній стан s^{old} та сприйняття p в новий внутрішній стан s^{new} .

Функція вибору дії $action$ відображає новий внутрішній стан s^{new} в дію a .

Поведінка (функціонування) агента полягає в наступному.

1. Агент починає працювати в деякому початковому стані s_0 .

2. Агент спостерігає стан середовища і генерує сприйняття $p = see(e)$.

3. Агент змінює внутрішній стан s^{old} на стан $s^{new} = next(s^{old}, p)$.

4. Агент обирає дію $a = action(s^{new})$.

5. Агент виконує дію a .

6. Перехід до 2.

Згідно Хайкіна [5], функція зміни стану і функція вибору дії реактивного агента з внутрішнім станом аналогічні функціям зміни стану нейронів прихованого шару і вихідного шару рекурентних мереж.

Створення агента на основі метаевристики

Згідно [4], для реактивних агентів з внутрішнім станом найчастіше використовуються ройові метаевристики [6-11]. У рої існує зв'язок між індивідуальною і колективною поведінками його частки. З одного боку, колективна поведінка

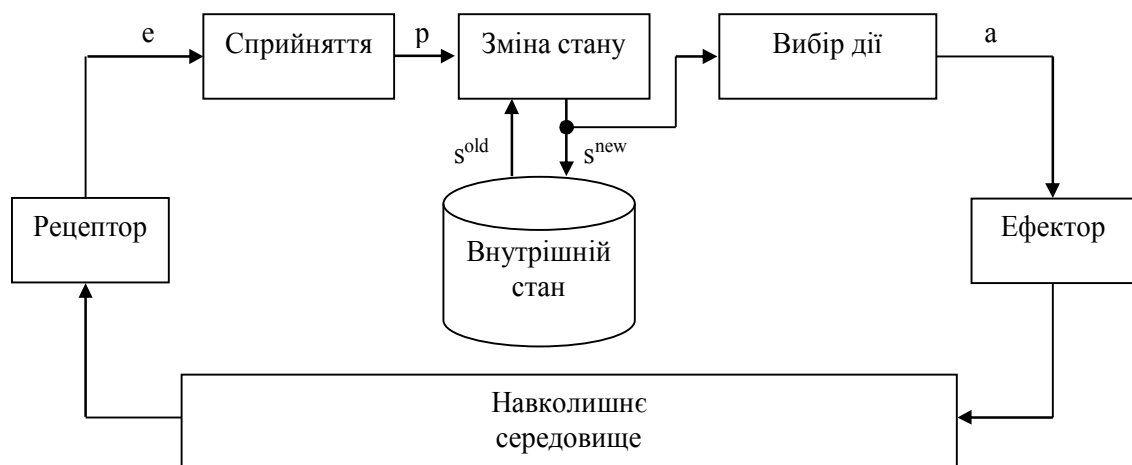


Рис. 1. Архітектура реактивного агента с внутрішнім станом

частинок формує і диктує поведінку рою. З іншого боку, поведінка рою впливає на умови, при яких кожна частка виконує свої дії. Найважливішим компонентом ройових метаевристик є взаємодія між частинками. Взаємодія частинок допомагає краще збирати інформацію про навколишнє середовище.

Найбільш поширеною і однією з найефективніших ройових метаевристик є оптимізація рою частинок (PSO) (particle swarm optimization) [12, 13] яка полягає в наступному. Спочатку всі частинки рою займають випадкове положення в просторі і мають маленькі випадкові швидкості. На заключних ітераціях безліч частинок сходиться до одного або декількох оптимумів. Поведінка частки в гіперпросторі пошуку рішення весь час підлаштовується відповідно до індивідуального і колективного досвіду. Крім цього, кожна частка пам'ятає свою позицію з кращим значенням цільової функції і отримує інформацію про позицію з кращим значенням цільової функції у всьому рої. При цьому позиція з кращим значенням цільової функції у всьому рої може коригуватися на кожній ітерації.

У статті пропонується функціонування агентів, пов'язаних з індивідуальною часткою і цілим роєм.

Функціонування агента, пов'язаного з індивідуальною часткою

1. Агент з номером починає працювати в деякому початковому стані $s_{0k} = (v_k, x_k, x_k^{best})$.

2. Отримання сприйняття $p = x^*$ (позиція з кращим значенням цільової функції у всьому рої) від агента, що відповідає за весь рій.

3. Зміна стану s_k агента з номером k .

3.1. Модифікація вектора швидкості частинки з номером k :

$$v_k = v_k + \alpha_1(x_k^{best} - x_k)rand() + \alpha_2(x^* - x_k)rand(),$$

де α_1, α_2 – параметри,

$rand()$ – функція, яка повертає рівномірно розподілене випадкове число в діапазоні $[0, 1]$.

3.2. Модифікація позиції частинки з номером k :

$$x_k = x_k + v_k.$$

3.3. Модифікація кращої позиції частинки з номером k

$$y_k = F(x_k),$$

де F – функція вартості (функція цілі).

Якщо $y_k \leq F(y_k^{best})$, то $x_k^{best} = x_k$.

4. Вибір дії a .

Якщо умова завершення (використовує стани s_k) виконана, то дія полягає у зупинці агента.

Якщо умова завершення (використовує стани s_k) не виконана, то дія полягає у відправці (y_k, x_k) агента, відповідальному за весь рій.

Функціонування агента, пов'язаного з цілим роєм

1. Агент починає працювати в деякому початковому стані $s_0 = x^*$.

2. Отримання сприйняття

$$p = ((y_1, x_1), \dots, (y_k, x_k), \dots, (y_K, x_K))$$

(позицій з кращими значеннями цільової функції) від усіх агентів, пов'язаних з індивідуальними частинками

3. Зміна стану s агента

$$k^* = \arg \min_k y_k.$$

Якщо $y_{k^*} < F(x^*)$, то $x^* = x_{k^*}$.

4. Вибір дії a .

Якщо умова завершення (використовує стани s) виконана, то дія полягає у зупинці агента.

Якщо умова завершення (використовує стани s) не виконана, то дія полягає у відправці x^* всім агентам, пов'язаним з індивідуальними частинками.

Створення агента на основі штучної нейронної мережі

На рис. 2 приведена нейронна мережа Елмана (ENN) або проста рекурентна мережа (SRN) [14], яка є рекурентною двошаровою мережею і побудована на базі багатшарового перцептрона (MLP) [15-17].

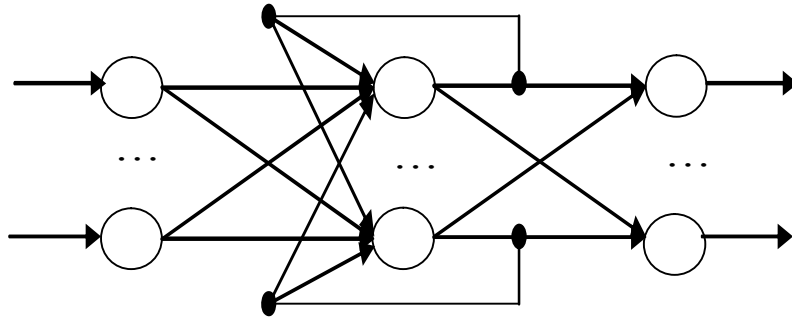


Рис. 2. Нейронна мережа Елмана (ENN)

У статті пропонується функціонування агента, засноване на мережі Елмана.

1. Агент починає працювати в деякому початковому стані $\mathbf{s}_0 = (s_1, \dots, s_{N^{(1)}})$.
2. Отримання сприйняття $\mathbf{p} = (x_1, \dots, x_{N^{(0)}})$.
3. Зміна стану \mathbf{s} агента

$$s_j^{\text{new}} = f^{(1)} \left(b_j^{(1)} + \sum_{i=1}^{N^{(0)}} w_{ij}^{(1)} x_i + \sum_{m=1}^{N^{(1)}} v_{mj}^{(1)} s_m^{\text{old}} \right), \quad j \in \overline{1, N^{(1)}}$$

де $N^{(0)}$ – кількість нейронів вхідного рівня,

$N^{(1)}$ – кількість нейронів прихованого рівня,

$b_j^{(1)}$ – зміщення (поріг) для прихованого рівня,

$w_{ij}^{(1)}$ – вага зв'язку від i -го нейрона вхідного рівня до j -го нейрону прихованого рівня,

$v_{mj}^{(1)}$ – вага зв'язку від m -го нейрона прихованого рівня до j -го нейрону вхідного рівня,

$f^{(1)}$ – функція активації нейронів прихованого рівня.

4. Вибір дії $\mathbf{a} = (y_1, \dots, y_{N^{(2)}})$

$$y_j = f^{(2)} \left(b_j^{(2)} + \sum_{i=1}^{N^{(1)}} w_{ij}^{(2)} s_i^{\text{new}} \right), \quad j \in \overline{1, N^{(2)}}$$

де $N^{(1)}$ – число нейронів прихованого рівня,

$N^{(2)}$ – число нейронів вихідного рівня,

$b_j^{(2)}$ – зміщення (поріг) для вихідного рівня,

$w_{ij}^{(1)}$ – вага зв'язку від i -го нейрона прихованого рівня до j -го нейрону вхідного рівня

$f^{(2)}$ – функція активації нейронів вихідного рівня.

Численне дослідження створених агентів

Запропоновані агенти були реалізовані за допомогою інструментального засобу JADE, яке є одним з найбільш популярних засобів створення агентних систем.

Для визначення кількості частинок рою був проведений ряд експериментів, результати яких представлені на рис. 3.

В якості функції мети використовувалася тестова функція Растрігіна

$$f(\mathbf{x}) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$$

з глобальним мінімумом $f(0, \dots, 0) = 0$, при цьому брались $n = 30$, $|x_i| \leq 5$. Параметри були обрані як $\alpha_1 = 2$, $\alpha_2 = 2$, а швидкість була обмежена у вигляді $0 \leq v_i \leq 5$. Як видно з рис. 3, зі збільшенням кількості частинок значення помилки зменшується. Для тестової функції Растрігіна з зазначеними характеристиками досить використовувати 100 частинок, оскільки при подальшому збільшенні кількості частинок зміна значення помилки є незначною.

Для визначення структури моделі мережі Елмана (визначення кількості прихованих нейронів) був проведений ряд експериментів, результати яких представлені на рис. 4.

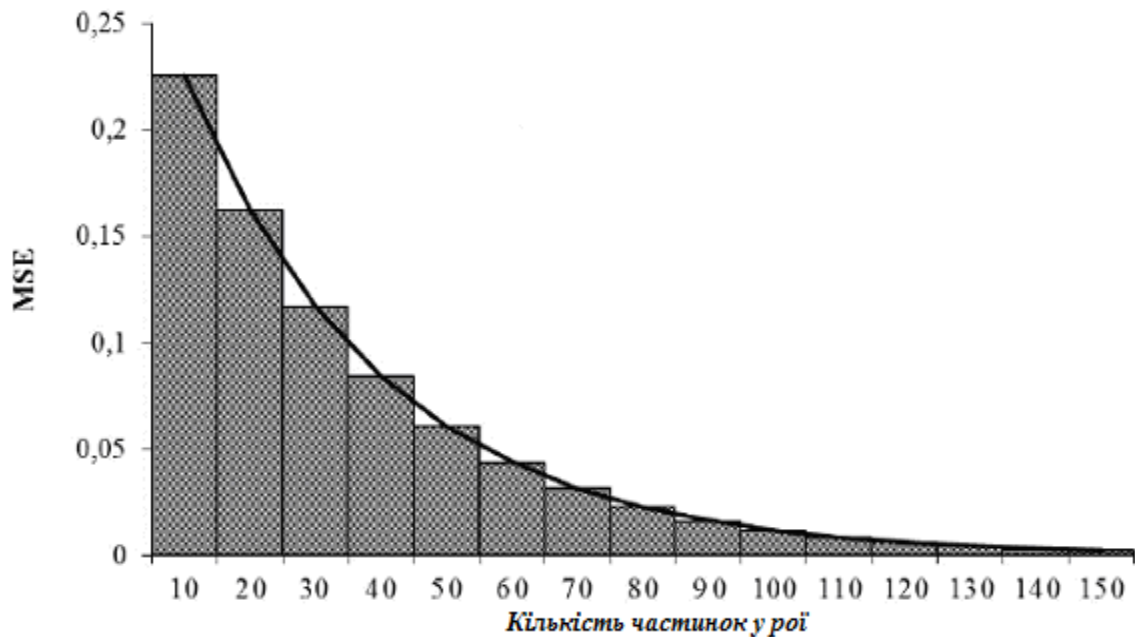


Рис. 3. Гістограма залежності значення середньоквадратичної похибки від кількості частинок

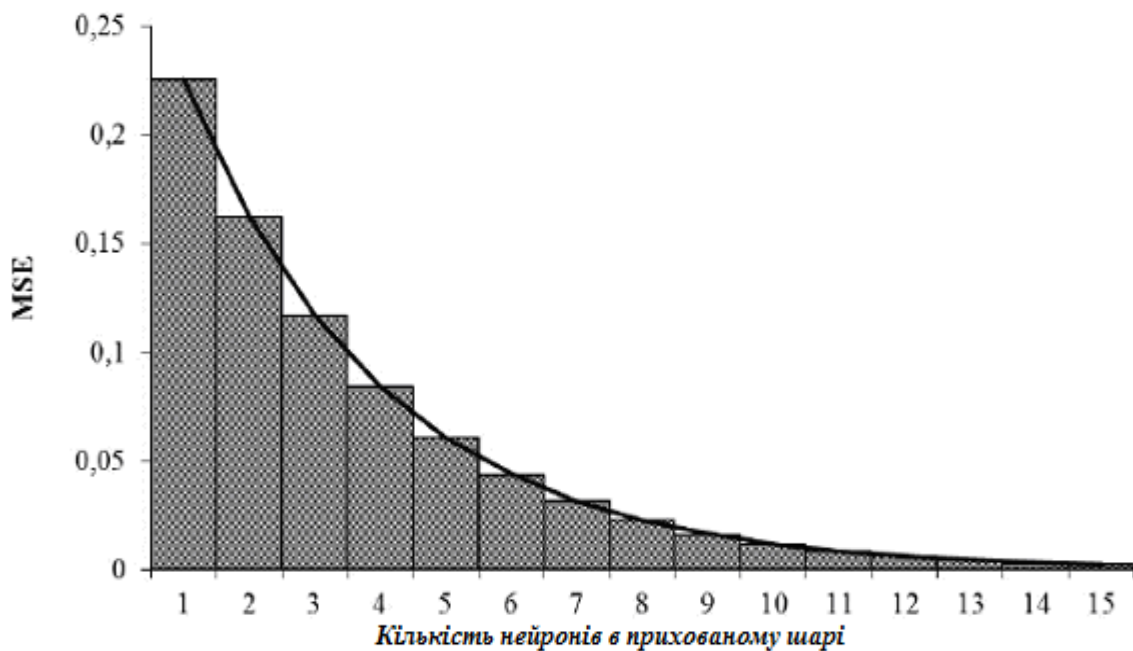


Рис. 4. Гістограма залежності значення середньоквадратичної похибки від кількості прихованих нейронів

В якості вхідних даних для мережі Елмана була використана вибірка значень кількості відвідувань сторінки веб-сайту ДонНТУ. Критерієм вибору структури моделі мережі була мінімальна середньоквадратична похибка прогнозу. Кількість вхідних нейронів дорівнювала 10, а кількість вихідних дорівнювала 1. Як видно з рис. 4, зі збільшенням кількості прихованих нейронів значення похибки зменшується. Для прогнозу

кількості відвідувань сторінки веб-сайту досить використовувати 10 прихованих нейронів, оскільки при подальшому збільшенні кількості прихованих нейронів зміна значення помилки є незначною.

Ефективність багатоагентної системи, яка реалізує ройову метаевристику PSO оцінювалась за допомогою середньоквадратичної похибки (MSE).

У таблиці 1 представлені середньоквадратичні похибки, отримані на основі алгоритму клонального

відбору (CSA), генетичного алгоритму (GA), оптимізація рою частинок (PSO), імітації відпалу (SA).

Таким чином, найкращі результати дає PSO.

Таблиця 1

Ефективність багатоагентної системи

Метаевристика	Середньоквадратична похибка
CSA	0,09
GA	0,04
SA	0,13
PSO	0,01

Ефективність одноагентної системи, яка реалізує нейромережі Елмана оцінювалась за допомогою середньоквадратичної похибки (MSE).

У таблиці 2 представлені середньоквадратичні похибки, отримані на основі нейромережі Елмана (ENN), нейромережі Джордано (JNN), нейромережі нелінійної авторегресії (NARNN), нейромережі нелінійної авторегресії - ковзного середнього (NARMANN).

Таким чином, найкращі результати дає ENN.

Таблиця 2

Ефективність одноагентної системи

Нейромережі	Середньоквадратична похибка
JNN	0,1
NARNN	0,18
NARMANN	0,06
ENN	0,01

Висновки

1. В роботі були запропоновані підходи до створення реактивного агента з внутрішнім станом на основі ройової метаевристики PSO і рекурентної нейронної мережі Елмана.

2. Для визначення параметрів ройової метаевристики PSO і рекурентної нейронної мережі Елмана було проведено чисельне дослідження.

3. Запропоновані підходи можуть бути використані в інтелектуальних комп'ютерних системах.

Література

1. *Multi-agent actor-critic for mixed cooperative competitive environments [Text]* / R. Lowe, Y. Wu, A. Tamar etc. // *In Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – P. 6382–6393.

2. *Interactive teaching strategies for agent training [Text]* / O. Amir, E. Kamar, A. Kolobov, B. Grosz // *IJCAI'16 Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. – 2016. – P. 804–811.

3. *Wooldridge, M. An Introduction to MultiAgent Systems [Text]* / M. Wooldridge. – Chichester : John Wiley & Sons, Inc., 2002. – 348 p.

4. *An improved multi agent particle swarm optimization to solveflexible job shop scheduling problem [Text]* / N. Maroua, B. Abdelghani, J. Abderrazak etc. // *CIE45 Proceedings Metz / France*. – 28-30 October 2015. – C. 1–9.

5. *Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст]* / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

6. *Song, W. Particle swarm optimization algorithm with environmental factors for clustering analysis [Text]* / W. Song, W. Ma, Y. Qiao // *Soft Computing*. – 2017. – vol. 21, no. 2. – P. 283–293.

7. *Netjinda, N. Particle swarm optimization inspired by starling flock behavior [Text]* / N. Netjinda, T. Achalakul, B. Sirinaovakul // *Applied Soft Computing*. – 2015. – vol. 35. – P. 411–422.

8. *Armano, G. Multiobjective clustering analysis using particle swarm optimization [Text]* / G. Armano, M. Farmani // *Expert Systems with Applications*. – 2016. – vol. 55. – P. 184–193.

9. *Liu, X. An improved apriori algorithm based on an evolution-communication tissue-like p system with promoters and inhibitors [Electronic resource]* / X. Liu, Y. Zhao, M. Sun // *Discrete Dynamics in Nature and Society*. – 2017. – Access mode: <https://www.hindawi.com/journals/ddns/2017/6978146/>. – 12.08.2018.

10. *Субботін, С. О. Нейтеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу [Текст] : монографія / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 376 с.*

11. *Скобцов, Ю. А. Метаэвристики [Текст]* / Ю. А. Скобцов, Е. Е. Федоров. – Донецк : Изд-во «Ноулддж» (Донецкое отделение), 2013. – 426 с.

12. *Wang, D. Particle Swarm Optimization: An overview [Electronic resource]* / D. Wang, D. Tan, L. Liu // *Soft Computing*. – 2018. – Access mode: https://www.researchgate.net/publication/257722304_Particle_Swarm_Optimization_An_Overview. – 12.08.2018.

13. *Dynamic cluster in particle swarm optimization algorithm [Text]* / A. El Dor, D. Lemoine, M. Clerc etc. // *Natural Computing*. – 2015. – vol. 14, no. 4. – P. 655–672.

14. *Федоров, Е. Е. Искусственные нейронные сети [Текст]* / Е. Е. Федоров. – Красноармейск : ДВНЗ "ДонНТУ", 2016. – 338 с.

15. *Automated curriculum learning for neural networks [Text]* / A. Graves, M. Bellemare, J. Menick etc. // *In international conference on machine learning*. – 2017. – P. 1311–1320.

16. *Sukhbaatar, S. Learning Multiagent communication with backpropagation / S. Sukhbaatar,*

R. Fergus // *In international conference on machine learning*. – 2016. – P. 2244–2252.

17. Bachman, P. *Learning algorithms for active learning [Text]* / P. Bachman, A. Sordoni, A. Trischler // *In international conference on machine learning*. – 2017. – P. 301–310.

References

1. Lowe, R., Wu, Y., Tamar, A. etc. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative competitive environments. *In Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 6382–6393.

2. Amir, O., Kamar, E., Kolobov, A., Grosz, B. Interactive teaching strategies for agent training. *IJCAI'16 Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2016, pp. 804–811.

3. Wooldridge, M. *An Introduction to MultiAgent Systems*. Chichester, John Wiley & Sons, Inc., 2002. 348 p.

4. Maroua, N., Abdelghani, B., Abderrazak, J. etc. An improved multi agent particle swarm optimization to solve flexible job shop scheduling problem. *CIE45 Proceedings Metz, France, 28-30 October 2015*, pp. 1–9.

5. Khaykin, S. *Neyronnyye seti: polnyy kurs* [Neural networks: full course]. Moscow, Izdatelskiy dom «Viliams» Publ., 2006. 1104 p.

6. Song, W., Ma, W., Qiao, Y. Particle swarm optimization algorithm with environmental factors for clustering analysis. *Soft Computing*, 2017, vol. 21, no. 2, pp. 283–293.

7. Netjinda, N., Achalakul, T., Sirinaovakul, B. Particle swarm optimization inspired by starling flock behavior. *Applied Soft Computing*, 2015, vol. 35, pp. 411–422.

8. Armano, G., Farmani, M. Multiobjective clustering analysis using particle swarm optimization.

Expert Systems with Applications, 2016, vol. 55, pp. 184–193.

9. Liu, X., Zhao, Y., Sun, M. An improved apriori algorithm based on an evolution-communication tissue-like p system with promoters and inhibitors. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2017. Available at: <https://www.hindawi.com/journals/ddns/2017/6978146/> (accessed 12.08.2018).

10. Subbotin, S. O., Olijny`k, A. O., Olijny`k, O. O. Neiteraty`vni, evolyucijni ta mul`ty`agentni metody` sy`ntezu: monografy`ya [Non-iterative, evolutionary and multi-agent synthesis methods]. Zaporizhzhya, ZNTU, 2009. 376 p.

11. Skobtsov, U. A., Fedorov, E. E. Metaevristiki [Metaheuristics]. Donetsk, Izd-vo «Noulidzh» (Donetskoye otdeleniye) Publ., 2013. 426 p.

12. Wang, D., Tan, D., Liu, L. Particle Swarm Optimization: An overview. *Soft Computing*, 2018. Available at: https://www.researchgate.net/publication/257722304_Particle_Swarm_Optimization_An_Overview. w. (accessed 12.08.2018).

13. Dor, A. El., Lemoine, D., Clerc, M. etc. Dynamic cluster in particle swarm optimization algorithm. *Natural Computing*, 2015, vol. 14, no. 4, pp. 655–672.

14. Fedorov, E. E. *Iskusstvennyye neyronnyye seti* [Artificial Neural Networks]. Krasnoarmeysk, DVNZ "DonNTU" Publ., 2016. 338 p.

15. Graves, A., Bellemare, M., Menick, J. etc. Automated curriculum learning for neural networks. *In international conference on machine learning*, 2017, pp. 1311–1320.

16. Sukhbaatar, S., Fergus, R. Learning Multiagent communication with backpropagation. *In international conference on machine learning*, 2016, pp. 2244–2252.

17. Bachman, P., Sordoni, A., Trischler, A. Learning algorithms for active learning. *In international conference on machine learning*, 2017, pp. 301–310.

Поступила в редакцию 4.09.2018, рассмотрена на редколлегии 15.03.2019

ПОДХОДЫ К СОЗДАНИЮ ПРОГРАММНОГО АГЕНТА НА ОСНОВЕ МЕТАЭВРИСТИК И ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

Э. Э. Федоров, М. В. Чичужко, В. О. Чичужко

В данной статье разработан программный агент на основе метаэвристик и искусственных нейронных сетей. Проведен анализ существующих классов агентов и выбран реактивный агент с внутренним состоянием, которое хорошо подходит для частично наблюдаемых, динамических, не эпизодических сред, причем у этого агента есть внутреннее состояние, которое сохраняет состояние окружающей среды, полученный на основе истории актов восприятия, в виде структуры данных. Предложенный подход к созданию агента на основе метаэвристики и создание агента на основе искусственной нейронной сети. Предложенная разработка реактивных агентов с внутренним состоянием на основе роевой метаэвристики PSO, которые связанные с индивидуальными частицами и целым роем и выполняют взаимодействие с помощью сообщений. Также предложен подход к созданию реактивного агента с внутренним состоянием на основе рекуррентной нейронной сети Элмана. Исползованный агентный подход позволяет объединить различные направления искусственного интеллекта, цифровой обработки сигнала, математического моделирования и теории игр. Предложенные агенты были реализованы с помощью инструментального

средства JADE, которое является одним из самых популярных средств создания агентных систем. Для определения параметров роевой метаэвристики PSO и рекуррентной нейронной сети Элмана было проведено численное исследование. В качестве функции цели использовалась тестовая функция Растрьгина. В качестве входных данных для сети Элмана была использована выборка значений количества посещений страницы сайта ДонНТУ. Критерием выбора структуры модели сети была минимальная среднеквадратичная погрешность прогноза. Для прогноза количества посещений страницы сайта использовано 10 скрытых нейронов, поскольку при дальнейшем увеличении количества скрытых нейронов значения ошибки становится незначительно. Для определения количества частиц роя был проведен ряд экспериментов, результаты которых представлены графиками. Предложенные подходы могут быть использованы в интеллектуальных компьютерных системах.

Ключевые слова: нейронные сети; метаэвристика; мультиагентная технология; агентный подход; скрытые нейроны; сеть Элмана.

APPROACHES TO THE CREATION OF A SOFTWARE AGENT BASED ON META-HEURISTIC AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

E. Fedorov, M. Chychuzhko, V. Chychuzhko

In this article, has been developed a software agent based on meta-heuristics and artificial neural networks. The analysis of existing classes of agents and the selected reactive agent with internal state, which is well suited for partially observable, dynamic and non-episodic media, was carried out, and this agent has an internal state that preserves the state of the environment, obtained on the basis of the history of acts of perception, in the form of structured data. Were proposed approaches to create an agent based on meta-heuristics and an agent based on an artificial neural network. The development of reactive agents with internal state, based on the PSO (particle swarm optimization) metaheuristics, which are related to individual particles and to a whole swarm and interact by messages was proposed. Also, has been proposed an approach to the creation of a reactive agent with an internal state based on the Elman recurrent neural network. The agent-based approach allows combining different areas of artificial intelligence, digital signal processing, mathematical modeling, and game theory. The proposed agents were implemented using the JADE (Java Agent Development Framework) toolkit, which is one of the most popular tools for the creation of agent systems. A numerical study was made to determine the parameters of the swarm PSO metaheuristics and the Elman recurrent neural network. As a purpose function, the Rastrigin test function has been used. The number of visits to the website of DonNTU was used as an input sample for the Elman network. The minimum average square error forecast was the criterion for choosing the structure of a network model. 10 hiding neurons were used to predict the number of visits to the website page, since, with increasing of hidden neurons number, the change in the error value is small. To determine the number of particles in the swarm, a series of experiments was conducted, the results of which are presented by graphs. The proposed approaches can be used in intelligent computer systems.

Keywords: neural networks; meta-heuristics; multi-agent technology; agent approach; hidden neurons; Elman's network.

Федоров Євген Євгенович – д-р техн. наук, доцент, професор кафедри робототехніки та спеціалізованих комп'ютерних систем, Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна.

Чичужко Марина Володимирівна – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри робототехніки та спеціалізованих комп'ютерних систем, Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна.

Чичужко Владислав Олегович – магістр, Черкаський державний технологічний університет, Черкаси, Україна.

Eugene Fedorov – Doctor of Technical Science, Associate Professor of Department of Robotics and specialized computer systems, Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine, e-mail: fedorovee75@ukr.net, Scopus Author ID: 47161087200, 47161155900, Orcid Author ID: 0000-0003-3841-7373, https://scholar.google.com.ua/citations?user=U_VemQEAAAAJ&hl=ru&oi=sra.

Chychuzhko Maryna – PhD in Engineering Science, Associate Professor specialized computer systems, Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine, e-mail: ckc@chdtu.edu.ua, Orcid Author ID: 0000-0001-5329-7897.

Chychuzhko Vladyslav – master degree, Cherkasy State Technological University, Cherkasy, Ukraine, e-mail: ckc@chdtu.edu.ua