

УДК 004.023, 004.852

Т. Нескородєва¹, докт. техн. наук, доцент

Є. Федоров¹, докт. техн. наук, професор

¹Донецький національний університет ім. Василя Стуса, Україна

О. Нечипоренко², канд. техн. наук, доцент

²Черкаський державний технологічний університет, Україна

МЕТОДОЛОГІЯ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МУЛЬТИАГЕНТНИХ СИСТЕМ

T. Neskorodeva¹, Dr. Sc., Assoc. Prof.

E. Fedorov¹, Dr. Sc., Prof.

O. Nechiporenko² PhD, Assoc. Prof.

¹Vasyl' Stus Donetsk National University, Ukraine

²Cherkasy State Technological University, Ukraine

METHODOLOGY OF CREATION OF INTELLIGENT MULTIAGENT SYSTEMS

Четверта промислова революція або Industry 4.0 призвела до швидких змін у технологіях, виробничих та соціальних і процесах у 21 столітті через зростаючий взаємозв'язок та інтелектуальну автоматизацію. Частиною цієї фази промислових змін є побудова комп'ютерних систем шляхом об'єднання штучного інтелекту з робототехнікою, що стирають межі між фізичним, цифровим та біологічним світами. Одним із підходів до побудови таких комп'ютерних систем є використання мультиагентних систем. В даний час основними типами комп'ютерних агентів мультиагентних систем є реактивні та проактивні агенти. Актуальною проблемою є недостатня ефективність розглянутих комп'ютерних агентів.

В даний час замість експертних систем з логічним висновком, що використовуються в агентах для прийняття рішень, активно застосовуються штучні нейронні мережі, навчання з підкріпленням та метаевристики.

Метою роботи є створення методології побудови інтелектуальних агентів на основі штучних нейронних мереж, навчання з підкріпленням та метаевристиками. Для досягнення мети було поставлено та вирішено такі завдання:

- формалізація функціонування проактивних агентів;
- запропонувати моделі функціонування проактивних агентів із функцією корисності на основі навчання з підкріпленням.
- запропонувати моделі функціонування проактивних агентів з функцією корисності на основі метаевристик.

1. Формалізація моделей функціонування проактивних агентів

Для таких агентів внутрішній стан називається переконанням, можлива мета називається бажанням, найкраща мета називається наміром.

Формалізація функціонування простого проактивного агента.

Функція сприйняття $see: E \rightarrow Per$ відображає поточний стан навколишнього середовища E у нове сприйняття Per .

Функція зміни стану $next$ називається функцією зміни переконання $brf: Bel \times Per \rightarrow Bel$ і відображає переконання (внутрішній стан) Bel (belief) і сприйняття Per у переконання (внутрішній стан) Bel .

Зміна наміру (кращої мети) є послідовне виконання функції вибору безлічі бажань (можливих цілей) $options$ і функції фільтрації $filter$, що забезпечує вибір наміру (кращої мети) з безлічі бажань (можливих цілей).

Функція створення можливих варіантів $options: Bel \times Int \rightarrow Des$ відображає переконання (внутрішній стан) Bel і намір (найкращу мету) Int (intention) у множину бажань (можливих цілей) Des (desire).

Функція фільтрації $filter: Bel \times Des \times Int \rightarrow Int$ відображає переконання (внутрішній стан) Bel , підмножина бажань (можливих цілей) Des і намір (найкраща мета) Int в намір (найкраща мета) Int .

План π є послідовністю дій $\pi = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$, де кожне α_i є елементом множини Ac . $Plan = \{\pi_0, \pi_1, \dots\}$ - множина всіх планів.

Замість функції вибору дій $action$ використовується нова функція планування $plan: Bel \times Int \times Ac \rightarrow Plan$, яка відображає переконання (внутрішній стан) Bel , намір (найкраща мета) Int і підмножина дій Ac в план $Plan$.

2. Моделювання функціонування проактивних агентів із функцією корисності на основі навчання з підкріпленням

Нехай функція корисності u надає корисність стану та представлена у вигляді $u(s(n)) = \max_{a \in A(s(n))} Q(s(n), a)$, де $Q(s(n), a)$ – функція вартості стану-дії (прибуток у разі стану $s(n)$ та дії a), $A(s(n))$ – безліч дій, доступних може $s(n)$.

Нехай ϵ пам'ять відтворення дослідів $M = \{(s, a, R(s, a, s'), s')\}$, де $R(s, a, s')$ – винагорода (нагорода за перехід із стану s у стан s' внаслідок дії a).

Тоді для проактивного агента з функцією корисності процедура генерації плану дій π переходу з внутрішнього стану (переконання) s_0 у цільовий стан (намір) s^* моделює функцію планування $plan$ і представлена у вигляді

1. Ініціалізація $s(0) = s_0$, номер ітерації $n = 1$.

2. Вибір дії та спостереження внутрішнього стану

$$y(n) = \arg \max_{a \in A(s(n-1))} Q(s(n-1), a),$$

$$\exists (s, a, R(s, a, s'), s') \in M : s(n-1) = s \wedge y(n) = a \rightarrow s(n) = s'.$$

3. Умова завершення

Якщо $s(n) \neq s^*$, то $n = n + 1$, перехід на крок 2, інакше $\pi = (y(1), \dots, y(n))$.

Як $Q(s(n), a)$ може виступати модель нейромережі.

Такі агенти можуть використовуватися для пошуку квазіоптимального маршруту в задачі комівояжера і в грі GridWorld (навколишнє середовище складається з плиток, ям та цільової плитки).

3. Моделювання функціонування проактивних агентів із функцією корисності на основі метаевристики

Нехай функція корисності u привласнює корисність не стану, а роботі (кінцевої послідовності станів s і дій, що чергуються a). У разі генерації випадковим чином роботи $r = (s_0, a_1, s_1, \dots, a_T, s_T)$ кожна нова дія a_t вибирається випадковим чином з безлічі дій $A(s_{t-1})$, доступних у стані s_{t-1} , а кожний новий стан s_t спостерігається у разі існування винагороди $R(s_{t-1}, a_t, s_t)$. Генерація переривається, якщо потрапили в тупиковий стан, досягли цільового стану s^* або перевищили максимальну довжину роботи T^{\max} .

Тоді для проактивного агента з функцією корисності процедура пошуку плану дій π переходу з внутрішнього стану (переконання) s_0 у цільовий стан (намір) s^* моделює функцію планування $plan$ і представлена у вигляді.

1. Згенерувати випадковим чином глобально кращу роботу r^* . Згенерувати випадковим чином пам'ять робіт $R = \{r\}$ розміром K . Номер ітерації $n = 1$.
2. Випадково вибрати з пам'яті робіт R роботу r .
3. Якщо можливість вибору глобального пошуку $P^{global} > U(0,1)$, то перехід крок 5.
4. Виконати локальний пошук на околиці O_r , використовуючи функцію корисності, і отримати локально кращу роботу r^{cur} , перехід крок 6.
5. Виконати глобальний пошук (наприклад, за допомогою мутації роботи r та/або кросингвера (схрещування) робіт r та r^* та/або генерації випадкової роботи), використовуючи функцію корисності, і отримати локально кращу роботу r^{cur} .
6. Якщо за функцією корисності робота r^{cur} краща за роботу r^* , то $r^* = r^{cur}$.
7. Помістити r^{cur} на згадку робіт R , $R = R \cup \{r^{cur}\}$.
8. Впорядкувати пам'ять робіт R за функцією корисності і залишити в ній тільки K найкращі (перші) роботи.
9. Якщо $n < N$, то $n = n + 1$ перехід на крок 2, інакше з дій, що входять в роботу r^* , формується план дій π .

Імовірність P^{global} може бути динамічною і зменшуватись зі збільшенням номера ітерації для забезпечення збіжності.

Такі агенти можуть використовуватися для пошуку аномалій в інтелектуальній системі аудита.

Висновки

1. Для вирішення проблеми недостатньої ефективності існуючих комп'ютерних агентів було досліджено існуючі методи статистичного та машинного навчання. Дані дослідження показали, що на сьогоднішній день найбільш ефективними підходами до створення інтелектуальних агентів є нейромережевий, з підкріпленням та метаевристичний.

2. У рамках створення моделі функціонування проактивних агентів з функцією корисності на основі навчання з підкріпленням запропоновано процедуру генерації квазіоптимального плану дій, що моделює функцію планування проактивного агента, що прискорює процес прийняття рішення.

3. У рамках створення моделі функціонування проактивних агентів з функцією корисності на основі метаевристик запропоновано процедуру пошуку квазіоптимального плану дій, яка моделює функцію планування проактивного агента, що прискорює процес ухвалення рішення.

Література

1. Нескородєва Т. В., Федоров Є. Є., Січко Т.В., Нескородєва А.Р. Експертні та рекомендаційні системи: навч. посіб. для здобувачів вищої освіти спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки», 125 «Кібербезпека», 113 «Прикладна математика». Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2022. 208 с.

2. Wooldridge M. An Introduction to Multi Agent Systems. Chichester: John Wiley & Sons, Inc., 2019. 488 p.

3. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: Modern Approach. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall PTR, 2020. 1136 p.