

МЕТОДИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВАРІАЦІЇ СЦЕНАРІЇВ РУХУ АВТОНОМНИХ АГЕНТІВ У ДОСЛІДНИЦЬКОМУ ПРОГРАМНОМУ СЕРЕДОВИЩІ

Розробка штучного інтелекту, здатного самостійно приймати моментальні рішення на основі певного масиву інформації, набуває великої популярності. Все більше і більше дослідників намагаються вдосконалити програми штучного інтелекту для полегшення життя людей та автоматизації процесів. Актуальність даної проблеми досить очевидна, і кількість досліджень в цій області помітно зростає. Тому з метою надання дослідникам відповідних інструментів було створено програмну систему, в якій можна проводити моделювання руху автономних самокерованих агентів. Така система надає можливість в імітаційному експерименті отримати параметри руху кожного з агентів у групі та виконати візуалізацію виконання групового сценарію у реальному масштабі часу [1]. Проте багатofакторність реальних прототипів ставить задачу забезпечення вищого рівня варіації модельних ситуацій понад можливості базової моделі.

Існує багато різноманітних методів варіації сценаріїв руху автономних самокерованих агентів у віртуальному дослідницькому середовищі, зокрема й ті, які демонструють, що будь-яка зміна вхідних даних може неочікувано вплинути на хід експерименту. Але для цього до структури застосунку потрібно додавати інструментальні засоби зміни вхідних даних для охоплення щонайширшого кола можливих виключень руху агентів. Розглянемо їх детальніше.

У розробленому дослідницькому середовищі самокеровані агенти мають цілком визначений алгоритм роботи, за яким і формується їх рух у процесі моделювання. Спершу вони формують граф, який вказує на те, кого агенти-сусіди будуть вважати своїм лідером (рис. 1).

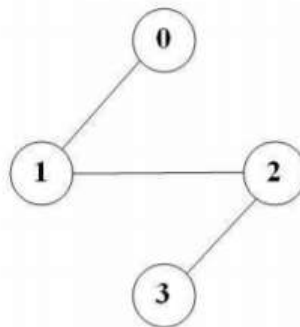


Рисунок 1 – Приклад сформованого графу зв'язків системи з чотирьох агентів

Далі кожен із агентів слідкує за своїм локальним лідером та, в залежності від його руху, обчислює та виконує свої маневри. Дослідник може задавати закон руху лише цьому одному агенту, а всі інші на основі графу зв'язків будуть формувати свої маневри за правилом:

$$\begin{aligned}
 x_i^{k+1} &= x_i^k + h y_i^k, \\
 y_i^{k+1} &= y_i^k + h f(kh, x_i^k, y_i^k) \\
 &+ h \left(-\alpha \sum_{j=0}^N a_{ij} [r_1(x_i^k - x_j^k) + r_2(y_i^k - y_j^k)] - \beta \operatorname{sgn} \left\{ \sum_{j=0}^N a_{ij} [r_1(x_i^k - x_j^k) + r_2(y_i^k - y_j^k)] \right\} \right).
 \end{aligned} \tag{1}$$

За допомогою цих формул обраховується кожен наступний маневр агента відносно руху свого локального лідера [1]. Тим не менше, в реальному світі існує досить багато чинників, які можуть впливати на рух агентів в цілому, такі як: помилки під час обрахунків наступного маневру, неправильне визначення або зчитування вхідних даних, похибки під час виконання маневру та інші.

Для урахування таких чинників до інструментів налаштування моделі був доданий стохастичний коефіцієнт, який забезпечує випадковість поведінки лідера [2]. Таким чином, при виконанні руху агент відтворює й похибки спрацювання з певним відсотком, вказаним користувачем (рис. 2).

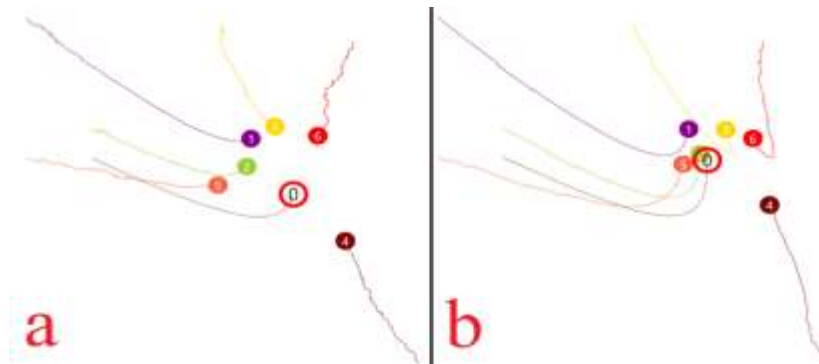


Рисунок 2 – Моделювання руху агентів із заданим стохастичним коефіцієнтом
а) 20%, б) 5%

Для відтворення сценаріїв руху за лідером, траєкторія якого не може бути задана аналітично, досліднику надається можливість керувати агентами безпосередньо під час моделювання в реальному масштабі часу. Таким чином можна забезпечити ще один можливий варіант побудови модельної ситуації. В цьому разі користувач зможе створювати похибку лідеру, моделюючи ситуацію випадкової помилки руху з його боку (рис. 3).



Рисунок 3 – Моделювання руху агентів за лідером у вигляді курсору миші

Також одним із цікавих способів варіації моделювання є вплив на побудову графу зв'язків. Дослідник може змінювати локальних лідерів агентів та з урахування цього стежити за зміною результату (рис. 4).

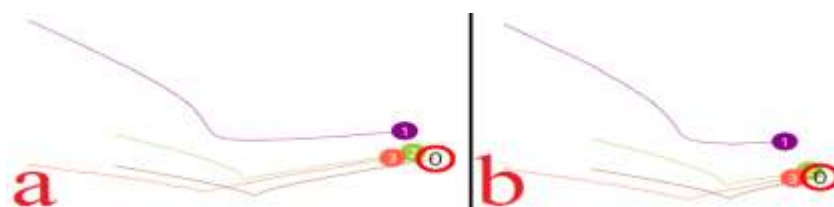


Рисунок 4 – Моделювання із статично заданим стохастичним коефіцієнтом 5%: а) граф слідування 0 – 1 – 2 – 3;
б) граф слідування 0 – 3 – 2 – 1

Таким чином, за рахунок зміни лідера, закону руху лідера та його параметрів, зміни конфігурації дослідної сцени, зміни топології зв'язків агентів, урахування реальних параметрів середовища та апаратної реалізації агентів за допомогою введення стохастичного коефіцієнту можливо забезпечити досить широкую варіацію експериментів у розробленому

середовищі. Ці чинники дозволяють наблизити модельні ситуації до реальних задач, що дає змогу дослідникам отримувати експериментальні моделі, наближені до натурних.

Список використаної літератури

1. Ярмілко А. В. Web-сервіс для дослідження динаміки автономних самокерованих модулів у процесі моделювання консолідованого руху / А. В. Ярмілко, В. С. Нікітюк // Інформаційні моделюючі технології, системи та комплекси (ІМТСК-2020) / Матеріали другої міжнародної науково-практичної конференції (Черкаси, 27-29 травня 2020 р.). – Черкаси: ЧНУ, 2020. – С. 19-21.

2. Дрюк А. Д. Стохастические модели и методы субоптимальной маршрутизации сложных объектов / А. Д. Дрюк, Е. И. Кучеренко // Бионика интеллекта: науч.-техн. журн. – Х. : Изд-во ХНУРЭ, 2013. – Вып. (80). – С. 45–53.

Науковий керівник: старший викладач к.т.н. Ярмілко А. В.

Шевченко К. Г., Бушин І. М.

Черкаський національний університет ім. Б. Хмельницького

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕПІДЕМІОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

В наш час все ще залишається багато хвороб, які важко або неможливо вилікувати. Виникає багато епідемій. Зараз весь світ сколихнула пандемія коронавірусної інфекції. Тому стає актуальним мати можливість передбачати подальший розвиток епідеміологічних процесів, тобто – здійснювати прогнозування.

Для здійснення прогнозування можна використати такі методи адаптивного короткострокового прогнозування, як методи Хольта, Брауна та Бокса-Дженкінса. Початок розвитку методів адаптивного прогнозування покладений роботою Ч. Хольта, що з'явилася в 1957 році. В ній розглядалася проблема експоненційного згладжування. Найбільш повно це питання було вивчено Р. Г. Брауном.

Методи експоненційного згладжування завдяки роботам Хольта та Брауна стали ефективним та зручним інструментом прогнозування в економіці. В основному, експоненційне згладжування використовується для прогнозування рядів попиту та для управління ресурсами. Р. Браун вказує, що завдяки цим методам прогнозування «в трьох дюжинах компаній», з якими він працював, вдалося скоротити витрати на матеріально-технічне постачання приблизно на 150 млн. дол. при поліпшенні обслуговування. С. Ейлону і Дж. Елмалеху, що розробили систему постачання, вдалося завдяки адаптивним моделям зменшити витрати на 30%. А. Моррелл, який брав участь в обговоренні роботи Д. Варда, вважає, що експертний прогноз попиту дає в середньому помилку 40%, а метод Брауна дозволяє її зменшити приблизно на 30%. У роботі Р. Маркланда адаптивні моделі використовуються при істотно змінних умовах протікання процесу і робиться висновок про те, що застосування експоненціального згладжування цілком прийнятно для безперервного оновлення нормативної бази. Цей метод може бути використаний як для прогнозування деяких глобальних показників, так і в системах управління різного рівня. Головний недолік цих методів в тому, що вони розглядають часовий ряд ізольовано від інших явищ, і якщо навіть є додаткова інформація, вона може бути використана дослідником лише шляхом регулювання швидкості адаптації. Крім того, точність прогнозів помітно падає при довгостроковому прогнозуванні [1].

Експоненціальна середня призводить до зміщених прогнозів, тобто дає систематичну помилку, коли часовий ряд має тенденцію лінійного росту. Для цього випадку розроблено кілька варіантів адаптивних моделей – моделі Хольта, Брауна та Бокса-Дженкінса.

Прогнозування часового ряду методами адаптивного короткострокового прогнозування здійснюється за формулою:

$$y_{t+k} = a_t + b_t \cdot k,$$