

пропозиції, так і попиту;

- залучення до економічної діяльності недовикористаних ресурсів, «роздроблення» послуг та заохочення «дрібних» обмінів;

- сервітизація та кастомізація наданих продукції та послуг, що сприяють підвищенню якості пропозиції;

- трансформація культури споживання від «володіння» до культури «доступу», у результаті знижуються розміри угод та прискорюється циркуляція ресурсів на ринках;

- скорочення непродуктивних витрат у результаті скорочення витрат обслуговування фізичних ресурсів і активів, необхідні здійснення традиційної (оффлайн) діяльності, і навіть витрат входу ринку;

- точне ціноутворення завдяки збору та інтелектуальному аналізу великих даних та штучному інтелекту.

Можливості зі збору та аналізу релевантних даних про користувачів та інші аспекти взаємодії дозволяють платформам індивідуалізувати та вдосконалювати послуги для користувачів. Основними факторами розвитку платформ є мережеві ефекти, технологічні розробки, забезпечення високого рівня взаємодії та комплементарними сервісами учасників платформи та ін.

УДК 656.078

ЗАСТОСУВАННЯ ПОСИЛЕНОГО НАВЧАННЯ В ЛАНЦЮЖКАХ ПОСТАЧАННЯ ТА ЛОГІСТИЦІ

APPLICATION OF REINFORCED LEARNING IN SUPPLY AND LOGISTICS CHAINS

канд.техн.наук П.О. Харламов¹

¹*Український державний університет залізничного транспорту (Харків)*

P.O. Kharlamov¹ PhD (Tech.)

¹*Ukrainian state university of railway transport (Kharkiv)*

Логістика була центральною опорою ланцюга поставок для виробництва. Надзвичайно конкурентні та нестабільні логістичні ринки та великі логістичні мережі потребують нових підходів, продуктів та послуг. Сьогоднішня поведінка клієнтів призводить до нових стратегічних проблем і можливостей. Для цього ідея кіберфізичної системи (CPS), бездротових мереж, Інтернету речей і послуг (IOT&S), Big Data/Data Mining (DM), хмарних обчислень тощо, здається, є можливим технологічним рішенням. Подальше застосування цих технологій в

кінцевому підсумку призводить до необхідності переглянути деякі основні принципи традиційної логістики [1, 2]. Щоб підключити наскрізні логістичні мережі та досягти складних виробничих цілей, дуже важливо використовувати переваги таких елементів, як IoT (Інтернет речей), цифрові імітаційні моделі близнюків, вдосконалені роботи, аналітика великих даних та віртуальна/доповнена реальність [3].

Логістичну систему необхідно оптимізувати як на вхідних, так і на вихідних етапах, що можливо завдяки інтелектуальним системам із посиленням навчанням (Reinforcement Learning), вбудованим у програмне забезпечення та бази даних, з яких надається відповідна інформація та передається через системи Інтернету речей (IoT). Щоб досягти значного ступеня автоматизації застосовується мережа, де всі процеси можуть взаємодіяти один з одним і розширювати аналітичні можливості по всьому ланцюжку поставок. Це сприяє значному стандарту прийняття рішень, досягає найвищої якості та стає все більш гнучким та ефективним у найближчому майбутньому.

Задача Reinforcement Learning (RL) — сформулювати оптимальний алгоритм взаємодії з деяким середовищем задля досягнення бажаного результату. Reinforcement Learning – це окремий клас алгоритмів машинного навчання. Як правило, інформація про середовище спочатку відсутня, тобто немає розмічених прикладів для навчання.

Особливість RL в тому, що можна пробувати різні дії, робити висновок про їхню успішність, накопичувати отримані знання та використовувати їх при наступному виборі. І так багато разів. Ітеративний процес навчання, в якому алгоритм самостійно досліджує середовище - одна з головних відмінностей RL: за допомогою класичного (без використання глибоких мереж) RL можна зробити перебір послідовним та ефективним. Один з базових принципів RL полягає в дослідження середовища (exploration), яке чергується із застосуванням (exploitation) знань. Крім того, не у всіх завданнях є можливість перебрати усі існуючі ситуації. У таких випадках просунуті алгоритми RL дозволяють узагальнювати накопичені знання. Вибираючи певну дію, можна припустити, що нас чекатиме на наступному кроці. На наступному кроці, у свою чергу, можна припустити, що буде далі. І так далі. Всі ці знання можна врахувати, обираючи чергову дію. Отже, вибудовується стратегія поведінки.

В якості прикладу приводиться застосування симуляційного інтегрованого RL: для вивчення відсотка збільшення кількості поїздок у службі таксі [4], у системах керування контейнеровозами з технікою нейронної мережі [5], для розробки моделей вибору маршруту (ICM) для авіапасажирів [6]. Алгоритм підсиленого навчання шукає значення параметрів моделі вибору маршруту, максимізуючи функцію винагороди. Від'ємна різниця між оціненою та спостережуваною системними

метриками використовується для обчислення функції винагороди.

Цей дослідницький підхід може розширити сферу дії та дати уявлення про створення складних систем підтримки прийняття рішень на основі штучного інтелекту для майбутньої Логістики 4.0, серед яких різні промислові проблеми в реальному часі в області оптимізації багаторежимної транспортної мережі, планування та оптимізації сценарію мережі вантажних маршрутів, планування і прокладка маршруту навантажувача, автоматизоване зберігання та вилучення в стелажі та розумний конвеєрний дизайн на основі кількох критеріїв тощо.

[1] Wang, K. Logistics 4.0 Solution-New Challenges and Opportunities. In Proceedings of the 6th International Workshop of Advanced Manufacturing and Automation, Manchester, UK, 10–11 November 2016; Atlantis Press: Dordrecht, The Netherlands, 2016; pp. 68–74.

[2] Strandhagen, J.O.; Vallandingham, L.R.; Fragapane, G.; Strandhagen, J.W.; Stangeland, A.B.H.; Sharma, N. Logistics 4.0 and emerging sustainable business models. *Adv. Manuf.* 2017, 5, 359–369.

[3] Hahn, G.J. Industry 4.0: A supply chain innovation perspective. *Int. J. Prod. Res.* 2020, 58, 1425–1441.

[4] Song, J.; Cho, Y.J.; Kang, M.H.; Hwang, K.Y. An Application of Reinforced Learning-Based Dynamic Pricing for Improvement of Ridesharing Platform Service in Seoul. *Electronics* 2020, 9, 1818. <https://www.mdpi.com/2079-9292/9/11/1818>

[5] Shen, Z.P.; Dai, C.S. Iterative sliding mode control based on reinforced learning and used for path tracking of under-actuated ship. *J. Harbin Eng. Univ.* 2017, 38, 697–704.

[6] Abdelghany, A.; Abdelghany, K.; Huang, C.-W. An integrated reinforced learning and network competition analysis for calibrating airline itinerary choice models with constrained demand. *J. Revenue Pricing Manag.* 2021, 20, 227–247.

УДК 656.078

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ «ЦИФРОВИЙ БЛИЗНЮК» ДЛЯ ВИРОБНИЦТВА ТА ЛОГІСТИКИ

APPLICATION OF DIGITAL TWIN TECHNOLOGY FOR PRODUCTION AND LOGISTICS

О.М. Харламова¹

¹Український державний університет залізничного транспорту (Харків)

О.М. Kharlamova¹

¹Ukrainian state university of railway transport (Kharkiv)

Оскільки Інтернет речей (ІоТ) останніми роками стає все більш поширеним, технологія Цифрових близнюків привертають велику увагу. Цифровий близнюк — це віртуальне уявлення, яке реплікує фізичний об'єкт або процес протягом певного періоду часу. Ці інструменти безпосередньо допомагають скоротити час виробництва та ланцюга поставок для створення бережливого, гнучкого та розумного виробництва