

*В.О. Кузнєцов, Ю.В. Крак, О.В. Бармак, Г.І. Кудін, А.І. Куляс, Р.М. Трохимчук*

## МОДЕЛЬ ЦЕНТРАЛІЗОВАНИХ ЛАНЦЮГІВ ПОСТАЧАННЯ З НЕЗАЛЕЖНОЮ ПОВЕДІНКОЮ ОКРЕМИХ ВУЗЛІВ

В даній роботі пропонується модель ланцюгів постачання, що поєднують централізовану структуру із незалежною поведінкою окремих вузлів. Особливістю цієї моделі є те, що вона знаходить застосування у моделюванні децентралізованих систем великих даних, які останнім часом набули великого поширення. Для побудови моделі було розглянуто існуючі архітектури та підходи, зокрема, з теорії автоматичного керування. Ці підходи дали змогу обрати найбільш доцільний підхід до представлення мережевої динаміки системи великих даних та відповідно її поведінки у часі. У запропонованій моделі ланцюгів постачання це досягається шляхом використання централізованого підходу до конструювання архітектури мережі та моделювання поведінки вузлів мережі та окремих ланцюгів моделлю прогнозного керування. В рамках дослідження поставлена проблема тривимірного горизонту прогнозування, яка полягає у необхідності побудови системи рівнянь динаміки в трьох координатах. Вони відповідають за поширення рішення в глибину, ширину та у часі, що однозначно впливає на складність системи та можливість її розв'язання за прийнятний час. З метою розв'язання цієї проблеми запропоновано розбиття моделі на окремі координати, що дозволяє розв'язати просторово-часове подання вузлів і відповідно модель простору станів окремими системами рівнянь динаміки – в просторі (глибини і ширини відповідно) та часі. Для апробації моделі було створено експериментальну реалізацію, яка реалізує задачі моделювання мережевої динаміки моделі із залученням нейро-оптимальних регуляторів, побудованих на основі принципу максимуму Понтрягіна – для часової динаміки та моделі прогнозного керування для просторової мережевої динаміки відповідно. В результаті проведених експериментальних випробувань моделі дана оцінка її адекватності та надані загальні рекомендації щодо розробки моделей ланцюгів постачання, а також вказано на можливі потенційні переваги використання нейро-оптимальних регуляторів порівняно із моделлю прогнозного керування.

Ключові слова: прогнозне керування моделлю, принцип максимуму Понтрягіна, децентралізовані системи великих даних.

*V.O. Kuznetsov, Iu.V. Krak, O.V. Barmak, H.I. Kudin, A.I. Kuliya, R.M. Trokhymchuk*

## A MODEL OF CENTRALIZED SUPPLY CHAINS WITH INDEPENDENT BEHAVIOR OF SEPARATE NODES

This paper proposes a model of supply chains combining a centralized structure with independent behavior of individual nodes. The peculiarity of this model is that it finds application in the modeling of decentralized big data systems, which have become widespread recently. To build the model, existing architectures and approaches, in particular from the theory of automatic control, were considered. These approaches made possible to choose the most appropriate approach to represent the big data network dynamics and, accordingly, its behavior in time. In the proposed model, this is achieved by using a centralized approach to the construction of network architecture and modeling the behavior of network nodes and individual chains with a model predictive control. As part of the study, the problem of the three-dimensional forecasting horizon is posed, which consists in the need to describe the dynamics in three coordinates, which are responsible for the spread of the solution in depth, width and time, which clearly affects the complexity and the possibility of its solution in an acceptable time. In order to solve this problem, we propose to split the model into separate coordinates, which allows solving the spatio-temporal representation of nodes and, accordingly, the state space model by separate systems of dynamics equations - in space and time. To test the model, an experimental implementation was created, which implements the tasks of modeling network dynamics of the model with the involvement of neuro-optimal regulators, based on Pontryagin's principal of maximum - for temporal dynamics and a predictive control model for spatial network dynamics, respectively. As a result of the experimental tests of the model, an assessment of the adequacy of the model was given and general recommendations for the development of supply chain models were given, as well as possible potential advantages of using neuro-optimal regulators compared to the predictive control model were indicated.

Key words: model predictive control, Pontryagin's maximum principle, decentralized big data systems.

## Вступ

Метою цього дослідження є вивчення децентралізованих систем великих даних та їхньої поведінки, зокрема, аналіз ланцюга постачань. Існує багато підходів, що розглядають моделі великих даних, які ґрунтуються на самоорганізованих картах або мережах децентралізованих постачальників і споживачів, на противагу повністю централізованим моделям, які вивчають централізовані ланцюжки поставок з одним головним складом [1-4].

Хоча новим системам з повністю децентралізованою поведінкою властиві певні переваги, а саме, - врахування незалежної поведінки постачальника і споживача, - вони мають певний недолік, що полягає в необхідності обчислення поведінки багатьох агентів, якими є споживачі та постачальники. Тому для вирішення цієї проблеми намагаються поєднати переваги обох підходів, тобто використання централізованої структури з незалежною поведінкою окремих вузлів. Це дає змогу забезпечити одночасно зменшення обсягу обчислень, зі збереженням певної незалежності окремих вузлів системи.

Підкреслимо, що, хоча в даних моделях великих даних використовується централізований підхід до побудови структури мережі, варто зазначити, що її тип і принципи поведінки визначаються саме взаємозалежністю окремих вузлів, і така система може бути децентралізованою за поведінкою, а не візуальним дизайном.

Тому в даній роботі пропонується дослідити моделі систем великих даних, які мають централізовану архітектуру з незалежною поведінкою окремих вузлів, а саме розглянути приклади моделей поведінки таких систем на основі вирішення задачі оптимізації потоку товарів або запитів від клієнтів.

*Постановка завдань дослідження:*

- Запропонувати спрощену модель ланцюга постачання, яка описує взаємодії агентів системи із середовищем.
- Запропонувати модель великих даних, що описує поведінку незалежних вузлів з централізованою архітектурою.

- Порівняти дану модель із вже існуючими моделями, що описують поведінку вузла системи великих даних.
- Запропонувати спосіб оптимізації архітектури моделі великих даних, з метою зменшення кількості рівнянь, що описують її поведінку.

## Модель ланцюга постачання на основі моделей з теорії керування

Для розв'язання цієї задачі можна використати інші відомі моделі, наприклад, з теорії автоматичного керування [5].

У випадку моделей маніпуляційних систем це дозволить формалізувати мережеву структуру як систему планування руху з декількома зв'язками і кореневим вузлом (центр або опорна точка).

Використання як аналогії, системи з центральним складом і кореневим вузлом дає можливість змодельовати структуру мережі та ланцюг поставок, використовуючи такий підхід.

Наприклад, можна використати наступні рівняння руху у потенційному полі  $U$ , яке містить комбінацію приваблюючих  $U_{att}$  і відштовхуючих  $U_{rep}$  потенціалів:

$$U = U_{att} + U_{rep}. \quad (1)$$

Ці потенціали можна описати як:

$$U = \frac{1}{2} k_{att} \|goal - position\|^2. \quad (2)$$

$$U = \frac{1}{2} k_{rep} \sum_i \|position - obstacle\|^2, \quad (3)$$

де  $goal$  – цільовий стан системи,  $position$  – поточне положення системи,  $obstacle$  – обмеження,  $k_{att}$ ,  $k_{rep}$  – деякі сталі величини.

Якщо в рівняння підставити замість потенціалів сил потенціали взаємодії між агентами, то потенційні поля можна використати для моделювання залежності між попитом і політикою пропозиції.

Для того, щоб описати поведінку такого ланцюга підставимо замість  $U_{att}$  і  $U_{rep}$  компоненти, які відповідають за потенціали попиту  $U_d$  і пропозиції  $U_s$ :

$$U = U_d + U_s \quad (4)$$

Ці потенціали можна описати як:

$$U_d = \frac{1}{2} k_d \|G - e\|^2 \quad (5)$$

$$U_s = \frac{1}{2} k_s \sum_i \|e - \delta p_i\|^2 \quad (6)$$

У цих рівняннях  $G$  задає цільову функцію (попит),  $e$  – описує поточну зміну попиту, а  $\delta p_i$  – задає обмеження політики попиту  $k_d$  і  $k_s$  – деякі параметри. Звідси для навігації по ланцюгу постачання використовуються набір рівнянь, які описують «потенціали» і «сили», які діють у ланцюгу постачання.

Перевагою такого підходу є можливість розглядати мережу не як єдине ціле, а як мережу незалежних контролерів. Це означає, що, хоча ці вузли описують реакцію на певну дію (попит) та протидію (пропозицію), насправді вузли мають незалежну динаміку і можуть описувати як цілу систему, так і один окремих вузол.

### Модель ланцюга постачання на основі прогнозного керування

Оскільки моделюється незалежна поведінка кожного вузла, необхідно вибрати модель, яка дозволяє реалізувати такий підхід. Найчастіше для цього використовуються моделі популяційних систем, моделі з контуром керування, економічні моделі, моделі з теорій ігор та багато інших.

У даній роботі зупинимося детальніше на відомих моделях з теорії керування та оптимального управління [6]. З-посеред моделей, які здатні змодельовати поведінку вузла, варто відзначити: нейрорегресію (нейрорегулятор), ПД-регулятор, регулятор на основі прогнозного керування моделлю (Model predictive control або MPC), нейродиференціальний оптимальний контролер (neural differential equation optimal control або NDEC). Імовірно, перші два можна розгорнути в реальній системі великих даних, тому що вони не потребуватимуть надто складного обладнання, а два останні (MPC та NDEC) використати для побудови математичної моделі.

У рамках експериментальних досліджень, за прототип була обрана модель окремого вузла системи великих даних на основі моделі прогнозного керування моделлю для випадку, коли та має лише один вхід і один вихід.

Опишемо оптимізаційну процедуру, яка мінімізує вартість функціонування вузла ланцюга постачання з урахуванням витрат на зберігання, замовлення і транспортування протягом горизонту прогнозування  $N$  для декількох груп товарів чи послуг. Функцію витрат  $J$  можна описати рівнянням, що включає в себе сукупні витрати на замовлення, постачання і зберігання:

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} (U_k^T C_o + Y_k^T C_h) \quad (7)$$

Тут змінними або параметрами є  $U_k$  – вектор-стовпець замовлень для всіх елементів на етапі часу  $k$  і горизонті прогнозування  $N$ ;  $Y_k$  – вектор-стовпець доступних обсягів товарів чи послуг для всіх елементів на етапі часу  $k$  для заданих векторів-рядків витрат:  $C_o$  – на замовлення для всіх елементів та  $C_h$  – витрат на поставку для всіх елементів відповідно. У даному випадку розглядається постачання декількох груп товарів, можлива постановка для випадку із одним типом товарів або послуг.

На дану оптимізаційну процедуру накладається ряд обмежень:

$$X_{k+1} = X_k + U_d - D_k \quad (8)$$

$$Y_k = X_k \quad (9)$$

$$U_{min, k} \leq U_k \leq U_{max, k} \quad (10)$$

Тут формули описують: (8) – динаміку системи; (9) – обмеження на постачання; (10) – обмеження на продуктивність, де  $X_{k+1}$  – стан системи на наступному  $(k+1)$  кроці,  $U_d$  – корисність (utility),  $D_k$  – величина попиту на поточному кроці  $k$ , для всіх  $k = 0, 1, \dots, N - 1$ , за умови  $X_0 = x$ .

Зазначимо, що останнім часом пропонуються досконаліші модифікації регуляторів, що застосовують прогнозне керування, наприклад, NDEC, згадані вище. Вони є контролерами MPC, однак їхня процедура оптимізації визначається згідно із принципом максимуму Понтрягіна.

Розглянемо модифікацію попереднього прикладу із застосуванням принципу максимуму Понтрягіна. Для цього потрібно ввести змінні вартості для кожного з обмежень і рівнянь стану. Ці множники пов'язані з обмеженнями динаміки та *допомагають забезпечити принцип оптимального (мінімального у випадку витрат) контролю системи.*

Для кожного рівняння стану (8) необхідно ввести змінну вартості  $\lambda_k$ . Гамільтоніан  $H$  у цьому випадку матиме вигляд:

$$H = \sum_{k=0}^{N-1} (U_k^T C_o + Y_k^T C_h + \lambda_k^T (X_{k+1} - X_k - U_k + D_k)) \quad (11)$$

Запишемо процедуру оптимізації щодо змінних корисності (відносно  $U_k$ ) і змінних вартості ( $\lambda_k$ ). Рівняння вартості, або спряжені рівняння, отримують шляхом взяття частинних похідних по  $H$ :

$$\frac{d\lambda_k}{dt} = -\frac{\partial H}{\partial X_{k+1}} \quad (12)$$

Звідси, якщо підставити значення  $H$ , матимемо наступний набір рівнянь:

$$\frac{d\lambda_k}{dt} = -\frac{\partial}{\partial X_{k+1}} (U_k^T C_o + Y_k^T C_h + \lambda_k^T (X_{k+1} - X_k - U_k + D_k)) \quad (13)$$

Використання цього виразу та взяття похідних за  $X_{k+1}$  дасть конкретну форму для кожного із спряжених рівнянь системи.

Дуже важливо підкреслити деякі ключові відмінності між NDEC і MPC регуляторами. Хоча NDEC має схожість із MPC через використання горизонту прогнозування, однак відмінним є застосування оптимального керування та *застосуванням нейронних мереж для апроксимації розв'язку рівнянь динаміки.* Ця особливість дозволяє більше врахувати специфічну динаміку моделі на наступних кроках та взаємодію між вузлами в рамках моделі мережі ланцюга постачання, зокрема, зі зменшенням кількості обчислень.

## Проблема прогнозування лінійного горизонту

Проблема, яка виникає під час моделювання незалежної поведінки вузлів та складної динаміки часу в моделях, викликана тим, що регулятори MPC та NDEC передбачають оптимізаційну процедуру із фіксованим (дискретним) лінійним горизонтом прогнозування і набором спостережень.

Пропонована в цій роботі ідея полягає в тому, щоб спостерігати структуру мережі не як граф (дерево), а як комбінацію паралельних ланок однакової довжини. Розклавши мережу на рівні паралельні ланки, можна визначити модель не за часовим горизонтом, а за структурою мережі, коли існують декілька горизонтів спостереження.

Далі з метою спрощення можна припустити, що постачання – це не миттєвий процес, а фактично послідовність незалежних рішень на окремих ланках. Тобто рішення виконується для однієї ланки, потім іншої і так для всіх елементів ланцюга постачання, що дозволяє зібрати головне рішення як ансамбль окремих рішень.

$$Supply_{ij} = f (Solution_{ij_{-1}}, Solution_{ij_{-2}}, \dots, Solution_{ij_{-n}}) \quad (14)$$

тут,  $i$  позначає рівень (позиція відносно розподільного центру у ланцюгу) та  $j$  позначає конкретний номер ланцюга.

Це означає, що рішення поширюються від найнижчого рівня (центр розподілу або дистриб'юторський центр) до високого (головний склад), водночас у горизонті прогнозування замінять вузли в часі на відповідні позиції у ланцюгу відповідно до кількості вузлів у ланцюгу.

Хоча це відходить від загального уявлення про горизонт прогнозування в часі, це може допомогти формалізувати поведінку, що виникає у часі, зберігаючи ідею прогнозного контролю як таку.

Тобто будемо вважати, що спостерігається кожен паралельний ланцюг як рекурсія кореневого (нижнього) вузла, що дозволяє нам замінити ланцюг рекурсією, такою що:

$$RootSolution_j = RecursiveFun_j \quad (15)$$

для всіх  $i$ , що відповідають кількості рівнів у ланцюгу постачання для всіх  $j$ , що відповідають кількості окремих ланцюгів.

Використання контролерів NDEC дає перевагу оптимальних можливостей керування на основі принципу максимуму Понтрягіна, який забезпечує стабільність, спостережуваність та контрольованість.

Незважаючи на те, що явно не моделюється незалежна поведінка на основі переміщення інформації знизу вгору, але взаємодія та потік інформації між вузлами в ланцюжку все одно можуть породжувати *явища незалежної поведінки елементів на рівні вузлів мережі*.

### Розгортання моделі і стратегій

Головною особливістю моделі є те, що вона розкриває граф з ієрархічної структури на граф, що складається з кількох паралельних ланок однакової довжини. Незважаючи на те, що вони незалежні, все ще існує потреба контролювати розподіл попиту між центрами розподілу товарів чи послуг і винагороджувати їх використання пропорційно їхньому розміру [7].

Перший варіант полягає у фізичному визначенні розташування розподільних центрів і ваг мережі шляхом вирішення проблеми кількох комівояжерів (MTSP).

Проблему можна сформулювати так: необхідно мінімізувати загальну пройдену відстань кожного із постачальників, враховуючи набір обмежень:

$$\min \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P l_{ij} \cdot x_{ij}, \quad (16)$$

де  $x_{ij}$  – бінарна змінна, що вказує, чи включено дугу  $(i,j)$  в маршрут;  $l_{ij}$  – відстань (або вартість шляху) між  $i$  та  $j$ ;  $P$  – кількість вузлів.

У той же час мають забезпечуватися наступні обмеження. По-перше, кожен вузол має бути відвіданий рівно один раз рівно одним постачальником:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^P x_{ij} &= 1, j = 1, 2, \dots, P \\ \sum_{j=1}^P x_{ij} &= 1, i = 1, 2, \dots, P \end{aligned} \quad (17)$$

Обмеження, за якими кожний постачальник має пов'язаний маршрут:

$$\begin{aligned} \sum_{i \in S} &= \sum_{j \in S}, \\ x_{ij} &\leq |S| - 1, S \subseteq \{2, 3, \dots, P\}, \\ 2 &\leq |S| \leq P \end{aligned} \quad (18)$$

Також накладаються бінарні обмеження на змінні рішення:

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad (19)$$

де,  $x_{ij} = 1$  вказує, що вузол  $j$  відвідується відразу після вузла  $i$  в турі.

Відзначимо, що технічна інтерпретація полягає у використанні спільного розв'язку задачі розподілу радіочастот шляхом пошуку розв'язку задачі найкращого розподілу смуги пропускання і потужності сигналу, що передається. В оптимізаційній процедурі в якості обмежень, використовується фіксована величина потужності, ненульова передаюча потужність кожного з каналів передачі даних та ненульова пропускна здатність каналу.

Цю процедуру можна модифікувати, замінивши швидкість передачі трафіком, а потужність – запасами. Якщо замінити ці параметри то оптимізаційна процедура (20) полягатиме у максимізації виразу із накладеними на нього обмеженнями:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^P KL(\alpha_i \cdot traffic_i, \\ \alpha_i \cdot (traffic_i + \beta_i \cdot supply_i)) - \\ - \alpha_i \cdot \beta_i \cdot supply_i \end{aligned} \quad (20)$$

$$supply_i \geq 0, \quad (21)$$

$$traffic_i \geq 0, \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^P supply_i = supply_{tot}, \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^P traffic_i = traffic_{tot}. \quad (24)$$

Тут формули (21)-(24) означають: (21) – обмеження на постачання; (22) – обмеження на трафік між розподільчими центрами; (23) – фіксована величина трафіку; (24) – фіксована величина постачання. Параметри означають:  $supply_i$  – постачання в точці  $i$ , де  $i = 1, 2, \dots, P$ ;  $traffic_i$  – трафік (швидкість поповнення запасів) у точці  $i$ ;  $\alpha_i$  та  $\beta_i$  – параметри,

пов'язані із кінцевою точкою  $i$ ;  $supply_{tot}$ ,  $traffic_{tot}$  – загальний допустимий обсяг постачання і допустимий трафік відповідно.

Цей спосіб вирішення задачі дозволяє масштабувати її на інші координати горизонту прогнозування, оскільки горизонт прогнозування має враховувати три вісі координат, де одна вісь – це глибина ланцюга поставок, друга – ширина ланцюга поставок, а третя – час. Для цього пропонується рішення, яке передбачає агрегацію індивідуальних рішень мережі на паралельних ланках мережевої структури з подальшим обмеженням рівнянь динаміки за визначеної структури ланцюга поставок. Теоретично це дозволяє замінити всю мережу вузлів або зв'язків одним вузлом, який містить рішення, що поширює мережеву структуру на один елемент. Це означає, що спочатку поширюються рішення у ланцюгу постачання і потім використовується частковий розв'язок для початкових умов структури з одним вузлом. Це дозволяє сконцентруватися на часовій динаміці із втратою частини точності. Таким чином, замість мережі із змінною просторово-часовою динамікою пропонується використовувати так звану «заморожену» мережу, яка базується на частковому рішенні для горизонту прогнозування.

### Експериментальна реалізація

Для практичної перевірки пропонованого підходу вирішення поставленої проблеми була розроблена програмна реалізація, яка виконує покроковий розв'язок наступних задач: задачі декількох комівояжерів (для отримання структури ланцюга постачання); задачі прогнозування в глибину ланцюжка постачання із паралельними гілками (для отримання мережевої динаміки); агрегації результатів модифікованою моделлю розподілу радіочастот (для поширення розв'язку та отримання початкових умов для задачі з одним вузлом) та розв'язку динаміки системи у часі з використанням регулятора NDEC.

Для розробки програмного забезпечення було використано ряд бібліотек мовою Python, які включали, зокрема, бібліотеку **cvxpy** [8] – для опису горизонту прогнозування і мережевої динаміки окремих

ланцюгів, агрегації і прогнозування результатів окремих ланцюгів, бібліотеку **nnc** [9] – для опису нейродиференціальних рівнянь для одного вузла мережі з однією групою товарів чи послуг. Для запуску тестова система мала показники OS Ubuntu 22 із встановленими бібліотеками машинного навчання, включно із наведеними вище.

Для розв'язку були використані дані із відкритих джерел, а саме структура філії компанії Агромат та розташування її складів та філій згідно із картографічними даними Google Україна.

Відповідно до попереднього розв'язку MTSP, ланцюжок постачання складає собою кільцевий маршрут, в якому є дві приблизно однакові за розміром гілки.

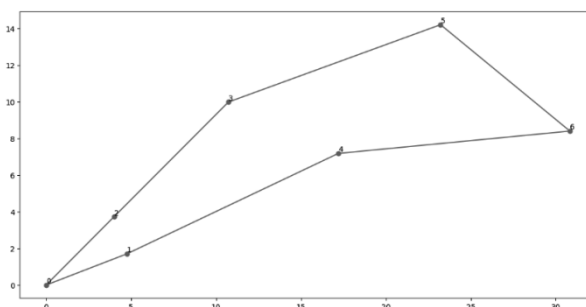


Рис. 1. Структура ланцюга постачання, отримана з MTSP.

Основним елементом є точка 0 (центральний склад), від якої виділяється 2 головні промені, що складаються з відрізків 0-2-3-5 та 0-1-4-6 відповідно. Це дозволяє звести цю задачу до розв'язку лінійного горизонту із глибиною 3.

Розглянемо результат експерименту з моделювання моделі зі зведеною структурою з одним вузлом та двома видами регуляторів – MPC та NDEC. Нижче на рис. 2 показано графіки симуляції для MPC.

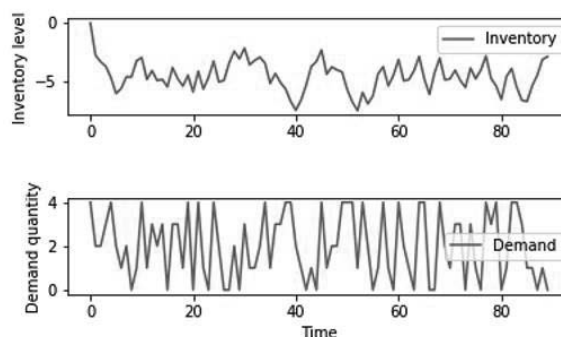


Рис. 2. Графік симуляції для MPC.

## Обговорення: MPC проти NDEC

Під час експериментів була порівняна ефективність двох підходів до оптимального керування, один з яких використовував бібліотеку **cvxpy** [8] для симуляції регулятора MPC і бібліотеку **nnc** [9] для симуляції регулятора NDEC відповідно. Останній залучав засоби розв'язку диференціальних рівнянь динаміки системи.

Дана симуляція в обох випадках охоплювала період у 100 віртуальних діб, з оновленням величин попиту і пропозиції 10 разів на добу. Методом оптимізації виконувалася задача мінімізації витрат на постачання товарів із забезпеченням певного рівня запасів товарів чи послуг.

Під час тестування було отримано, що реалізація бібліотеки **nnc** є дуже вимогливою до апаратних засобів і обсягу пам'яті. З репозиторію **nnc**, вимагається CUDA-сумісна відеокарта із 8 ГБ пам'яті.

Проте, на момент проведення експериментів, навчання моделей NDEC, як і регулятора MPC проводилося на центральному процесорі. У зв'язку із обчисленнями на процесорі головна перевага моделей NDEC нівелювалася низькою швидкістю центрального процесору. Так, час виконання навчання регулятора MPC становив близько 10 сек, тоді як повний цикл навчання NDEC становив близько 15-18 хвилин (залежно від завантаження системи). Кількість епох навчання для NDEC становила 4000, для яких регулятор досягав прийнятної похибки через 750 епох (асимптотичної – для 4000 відповідно).

Також до позитивних моментів можна віднести, те що NDEC регулятор вимагає такого навчання не постійно, а через деякі проміжки часу. Крім того, порівняно з MPC було відзначено кращу адаптивність керування. Це проілюстровано на прикладі графіка на рис. 2. У випадку з регулятором NDEC крива постачання була подібною до кривої попиту на нижній частині рис. 2. Проте через низьку швидкість було вирішено провести додаткові дослідження з метою підвищення ефективності.

## Висновки

У даній роботі запропонована модель на основі прогнозного керування, яка поєд-

нує властивості децентралізованих і централізованих мереж великих даних шляхом моделювання незалежної поведінки окремих вузлів мережі. Розвинуто підхід до отримання окремих модельних рішень для кожної з координат тривимірного горизонту прогнозування, що виражений шириною, глибиною та часом. Для вирішення поставлених у роботі проблем удосконалено застосування нейродиференціальних оптимальних контролерів, що забезпечують оптимальне керування шляхом застосування принципу максимуму Понтрягіна та агрегацію модельних рішень на різних рівнях моделі.

Було здійснено експериментальні випробування програмної реалізації з залученням як регуляторів MPC так і NDEC для моделювання попиту у системі. У результаті експерименту було визначено порівняно низьку швидкість навчання регулятора NDEC, що однак не применшує якість керування самого регулятора.

Таким чином в даній роботі розглянуто задачу моделювання ланцюгів постачання та запропоновано вирішення проблеми тривимірного горизонту прогнозування шляхом розбиття його на окремі виміри, що дозволило отримати ефективне рішення з прийнятною точністю і стійкістю. В цілому дана модель реалізує ознаки децентралізованого керування, оскільки в ній, за наявності центрального складу, забезпечується незалежна поведінка окремих вузлів в системі. Подальші дослідження будуть спрямовані на удосконалення запропонованого підходу.

## Література

1. Agrawal S., Yin S., Zeevi A. Dynamic pricing and learning under the bass model. EC '21: the 22nd ACM conf. on economics and computation, Budapest Hungary. NY, USA, 202. <https://doi.org/10.1145/3465456.3467546> (date of access: 27.03.2024).
2. Arendt F. Media stereotypes, prejudice, and preference-based reinforcement: toward the dynamic of self-reinforcing effects by integrating audience selectivity. Journ. of comm. 2023. <https://doi.org/10.1093/joc/jqad019> (date of access: 27.03.2024).

3. Farys R., Wolbring T. Matthew effects in science and the serial diffusion of ideas: testing old ideas with new methods. *Quantitative science studies*. 2021. Vol. 2, no. 2. P.505–526. [https://doi.org/10.1162/qss\\_a\\_00129](https://doi.org/10.1162/qss_a_00129) (date of access: 27.03.2024).
4. Hu Y.-S. The impact of increasing returns on knowledge and big data: from Adam Smith and Allyn Young to the age of machine learning and digital platforms. *Prometheus*. 2020. Vol. 36, <https://doi.org/10.13169/prometheus.36.1.0010> (date of access: 27.03.2024).
5. Katsamakos E., Pavlov O. V. Artificial intelligence feedback loops in mobile platform business models. *Intern. Journ. of wireless inf. networks*. 2022. <https://doi.org/10.1007/s10776-022-00556-9> (date of access: 27.03.2024).
6. Learning-Based model predictive control: toward safe learning in control / L. Hewing et al. *Ann. review of control, robotics, and aut. systems*. 2020. Vol. 3, no. 1. P. 269–296. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-090419-075625> (date of access: 27.03.2024).
7. Picciotto R. Evaluation and the big data challenge. *American journ. of evaluation*. 2019. Vol. 41, no. 2. P. 166–181. <https://doi.org/10.1177/1098214019850334> (date of access: 27.03.2024).
8. Welcome to CVXPY 1.4 – CVXPY 1.4 documentation. URL: <https://www.cvxpy.org/> (date of access: 27.03.2024).
9. GitHub - asikist/nnc: a framework for neural network control of dynamical systems over graphs. GitHub. URL: <https://github.com/asikist/nnc> (date of access: 27.03.2024).

Одержано: 12.04.2024

Внутрішня рецензія отримана: 21.04.2024

Зовнішня рецензія отримана: 29.04.2024

### **Про авторів:**

<sup>1,2</sup>*Владислав Олександрович Кузнєцов*,  
Кандидат технічних наук,  
Науковий співробітник  
<http://orcid.org/0000-0002-1068-769X>

<sup>1,2</sup>*Юрій Васильович Крак*,  
Доктор фізико-математичних наук,  
професор,  
член-кореспондент НАН України.  
<http://orcid.org/0000-0002-8043-0785>

<sup>3</sup>*Олександр Володимирович Бармак*,  
Доктор технічних наук,  
професор  
<http://orcid.org/0000-0003-0739-9678>

<sup>1</sup>*Григорій Іванович Кудін*,  
Кандидат фізико-математичних наук,  
доцент.  
<https://orcid.org/0000-0002-1322-4551>

<sup>1</sup>*Анатолій Іванович Куляс*,  
Кандидат технічних наук,  
провідний науковий співробітник  
<https://orcid.org/0000-0003-3715-1454>

<sup>2</sup>*Ростислав Миколайович Трохимчук*,  
Кандидат фізико-математичних наук,  
доцент  
<https://orcid.org/0000-0003-3516-9474>

### **Місце роботи авторів:**

<sup>1</sup>Інститут кібернетики імені В.М.Глушкова  
НАН України,  
Тел. (+38) (044) 526-20-08  
E-mail: [incyb@incyb.kiev.ua](mailto:incyb@incyb.kiev.ua),  
Сайт: [www.incyb.kiev.ua](http://www.incyb.kiev.ua)

<sup>2</sup>Київський національний  
університет імені Тараса Шевченка,  
тел. +380 44 239-33-33  
E-mail: [info@knu.ua](mailto:info@knu.ua)  
<https://knu.ua/>

<sup>3</sup>Хмельницький національний університет,  
тел. (0382) 67-02-76  
E-mail: [centr@khmnu.edu.ua](mailto:centr@khmnu.edu.ua)  
<https://khmnu.edu.ua/>