

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2026-62-28>

УДК 658.5:004.8:519.8

Кіт Наталія Василівна, аспірант

<https://orcid.org/0000-0002-9096-4393>

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ НЕЛІНІЙНОЇ ДИНАМІКИ ВИРОБНИЧОЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ БАГАТОШАРОВИХ НЕЙРОННИХ МОДЕЛЕЙ

Кіт Н.В. Прогнозування нелінійної динаміки виробничої мережі на основі багатошарових нейронних моделей. В даній статті проведено аналітичний огляд публікацій по проектуванню виробничої мережі на основі багатошарових нейронних моделей, зокрема їх актуальності на сучасних виробництвах, а також проблемами, які виникають при транспортуванні сировини між логістично-виробничими вузлами. Проведено аналіз робіт в наукометричній базі Scopus по роках. Представлено авторів, які опублікували найбільшу кількість робіт, а також країни та навчальні заклади, які саме види публікацій найбільше публікувалися та в які галузі науки до них була проявлена найбільша цікавість. Представлено спонсорські фонди, які зробили найбільший вклад у видавництво даних наукових робіт. Для вирішення проблем, які виникають під час транспортування сировини між логістичними вузлами розроблено решітчасту модель на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою. Сфокусовано увагу на якісному аналізі динамічної поведінки, динамічної решітчастої моделі. Проблема якісної поведінки моделі вирішено, як проблему багатошарових нейронних моделей. Для побудови навчального набору даних був використаний багатоваріаційний метод прогнозування нелінійної динаміки. Було проаналізовано та проведено порівняння нейромереж, які задані відповідними архітектурами, з лінійними та нелінійними виходами. В результаті аналізу виявлено, що архітектури з лінійними виходами демонструють кращу відповідність між очікуваними та прогнозованими значеннями. Отримані у роботі результати вказують на важливість вибору правильної архітектури нейронної мережі залежно від поставлених завдань та вимог до точності та часу навчання моделі.

Ключові слова: проектування виробничих мереж, решітчаста модель, якісний аналіз, багатоваріаційний метод прогнозування, багатошарові нейронні моделі.

Kit N. Forecasting nonlinear dynamics of a production network based on multilayer neural models. This article provides an analytical review of publications on the design of a production network based on multilayer neural models, in particular their relevance in modern production, as well as problems that arise when transporting raw materials between logistics and production nodes. An analysis of works in the Scopus scientometric database by year is presented. The authors who published the largest number of works are presented, as well as countries and educational institutions, which types of publications were published the most and in which fields of science the greatest interest was shown in them. Sponsoring funds that made the greatest contribution to the publication of these scientific works are presented. To solve the problems that arise during the transportation of raw materials between logistics nodes, a lattice model on a rectangular lattice using lattice differential equations with delay is developed. Attention is focused on the qualitative analysis of dynamic behavior, dynamic lattice model. The problem of qualitative behavior of the model is solved as a problem of multilayer neural models. To build the training dataset, a multivariate method for predicting nonlinear dynamics was used. Neural networks specified by the corresponding architectures with linear and nonlinear outputs were analyzed and compared. The analysis revealed that architectures with linear outputs demonstrate a better match between expected and predicted values. The results obtained in the work indicate the importance of choosing the right neural network architecture depending on the tasks and requirements for accuracy and model training time.

Keywords: manufacturing network design, lattice model, qualitative analysis, multivariate forecasting method, multilayer neural models.

Постановка наукової проблеми. З розвитком технологій та впровадженням в них Індустрії 4.0 зростає потреба у проектуванні виробничих мереж та автоматизації виробничих процесів. І хоч ця тема є на даний момент дуже актуальною, особливо протягом останнього десятиліття, бо все більше виробництв зацікавлені у автоматизації, але залишається мало дослідженою. Найменш дослідженою є тема проблем, які виникають при транспортуванні сировини між логістично-виробничими ділянками. Для того, щоб аналіз був якісним та проаналізовані дослідження були новаторськими та якісними, відповідно це не можливо зробити без попереднього вивчення та проаналізованого матеріалу на дану тематику. І саме повноцінним вирішенням даної проблеми буде через глибокий аналітичний огляд літературних джерел. В даний момент це питання можна оптимізувати за рахунок використання інформаційних пошукових систем, такий як Scopus. Також для вирішення проблем, які виникають під час транспортування сировини між логістичними вузлами буде дуже доречно розробити решітчасту модель на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою, а також проблему якісної поведінки моделі вирішити, як проблему багатошарових нейронних моделей та побудувати навчальний набір даних за допомогою багатоваріаційного методу прогнозування нелінійної динаміки, щоб проаналізувати та провести порівняння нейромереж, які задані відповідними архітектурами, з лінійними та

нелінійними виходами, для того, щоб зрозуміти, яка саме з них забезпечить найточніше та найефективніше прогнозування нелінійної динаміки виробничої мережі.

Аналіз досліджень. Проектування виробничої мережі має вирішальне значення, оскільки визначає оптимальне розміщення виробничих і логістичних потужностей, впливає на ефективність витрат, рівень обслуговування клієнтів та загальну конкурентоспроможність на світовому ринку [1]. Це дозволяє компаніям стратегічно позиціонувати свою діяльність, щоб задовольнити попит, мінімізувати витрати і швидко адаптуватися до мінливих умов ринку. Сучасне проектування виробничої мережі з інтеграцією багатопарових нейронних мереж направлене на оптимізацію розташування логістичних та виробничих вузлів. Багатопарові нейронні мережі відіграють важливу роль у цьому процесі проектуванні виробничої мережі, використовуючи передові алгоритми, моделі машинного навчання та методи оптимізації для аналізу величезної кількості даних [2]. У полі великих даних із збільшенням обчислювальних можливостей нейронні мережі продемонстрували велику силу у вирішенні проблем класифікації даних і регресії [3]. Одним з ключових досягнень є використання прогнозової аналітики для прогнозування моделей попиту, що дозволяє компаніям стратегічно розташувати свої об'єкти ближче до регіонів високого попиту [4].

Також методи машинного навчання, представлені багатопаровими нейронними мережами, привернули значну увагу завдяки їхнім потужним можливостям у класифікації шаблонів, розпізнаванні мови, обробці зображень тощо [5-6]. Крім того, моделювання, кероване багатопаровими нейронними мережами, дозволяє планувати сценарії та аналізувати чутливість, допомагаючи виробникам приймати обґрунтовані рішення щодо конфігурації мережі [7]. Робототехніка та автоматизація інтегровані з багатопарових нейронних мереж для підвищення операційної ефективності в цих об'єктах, забезпечує вищий рівень адаптивності та масштабованості [8-9]. По суті, інтеграція багатопарових нейронних мереж в проектування виробничої мережі трансформує галузь шляхом забезпечення більшої кількості керованих, гнучких та оптимізованих операцій, що в кінцевому підсумку призводить до підвищення конкурентоспроможності та прибутковості [10].

Мета роботи. Провести аналітичний огляд сучасних публікацій по проектуванню виробничих мереж на основі багатопарових нейронних мереж та зокрема їх актуальності на сучасних виробництвах, а також проблемами, які виникають при транспортуванні сировини між логістично-виробничими вузлами. Для вирішення цих проблем запропонувати решітчасту модель на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою з подальшим дослідженням її якісної поведінки за допомогою багатопарових нейронних моделей.

Аналітичний огляд. Використання комп'ютерної програми Scopus дає можливість оптимізувати релевантний пошук наукової літератури з проблеми, яка є первинною. Для того, щоб оцінити актуальність досліджень по проектуванню виробничої мережі та як воно взаємопов'язане з багатопаровими нейронними моделями в наукометричній базі Scopus було сформульовано аналітичний запит: (TITLE-ABS-KEY (manufacturing) AND TITLE-ABS-KEY (network) AND TITLE-ABS-KEY (design) OR TITLE-ABS-KEY (lattice AND model) OR TITLE-ABS-KEY (qualitative AND analysis) OR TITLE-ABS-KEY (multivariate AND forecasting AND method) OR TITLE-ABS-KEY (multilayer AND neural AND models))

За результатами пошуку в наукометричній базі Scopus спостерігаємо зростання кількості публікацій протягом останніх десяти років. Це також додатково підтверджує високий науковий інтерес до досліджуваної тематики, а саме про взаємозв'язок проектування виробничої мережі, решітчасту модель, якісного аналізу, багатоваріаційного методу прогнозування, багатопарової нейронної моделі та автоматизації виробничих процесів (рис 1).

На пошуковий запит по даній темі в наукометричній базі Scopus знайдено 19568 наукових праць з 1942 до 2025 року, з них 9752 з 2016 по 2025 роки, тобто, за останнє десятиріччя. Найбільша кількість літературних джерел по досліджуваній тематиці припадає на останні 3 роки. Зокрема в 2023 році було опубліковано 1431 публікацій, 2024 – 1780, 2025 – 2284, що підтверджує актуальність дослідження даної проблеми та невпинне зростання інтересу до неї в усьому світі.

Аналіз бази даних Scopus показує значне зростання наукового інтересу до проектування виробничих мереж з використанням багатопарових нейронних мереж у виробничих системах. Більше 70% відповідних публікацій були опубліковані протягом останнього десятиліття (2016–2025), що свідчить про швидке зростання інтересу до цієї наукової сфери. Хоча ранні дослідження з багатоваріаційного прогнозування в виробничих системах були відносно обмеженими, кількість публікацій значно зросла з 2016 року, що відображає зростаючу актуальність підходів на основі

нейронних мереж для моделювання складних нелінійних виробничих мереж. Зростаюча кількість публікацій у останні роки відображає зростаючу складність сучасних виробничих мереж, що потребують розвинених багатовимірних та нелінійних методів прогнозування на основі нейронних моделей.

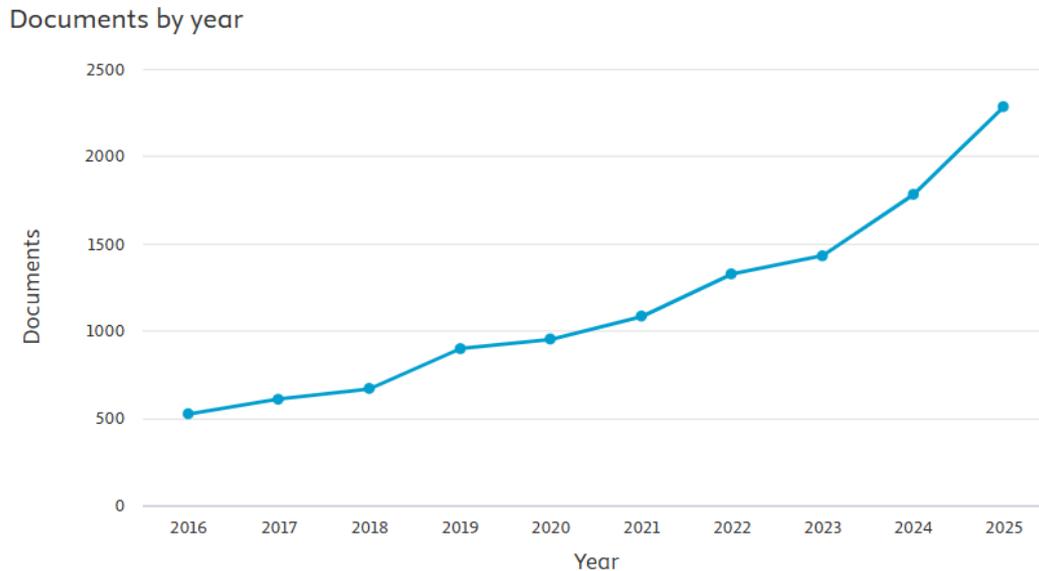


Рис. 1. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (загальна кількість праць за роками)

Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus по виданнях в яких було видано найбільше публікацій на дану тему представлено на рис. 2.

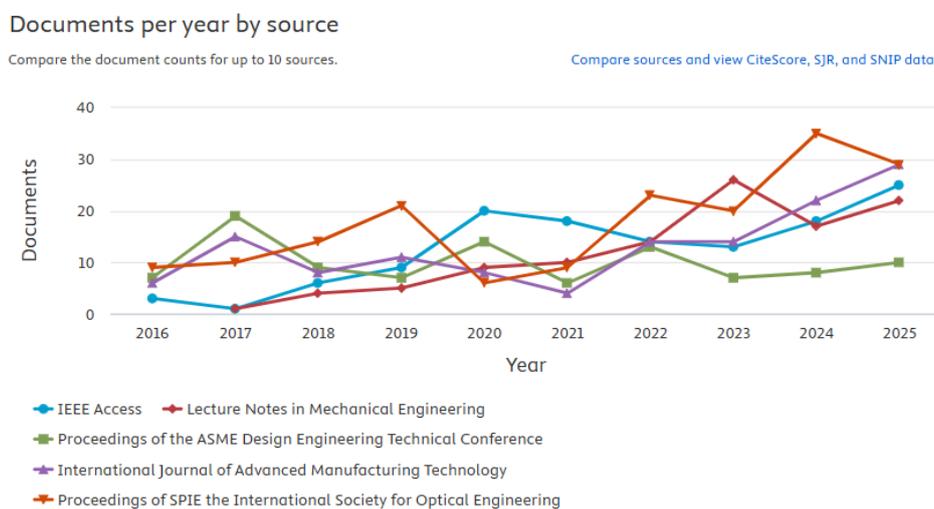


Рис. 2. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (публікації за рік по виданнях)

Найбільше публікацій було видано у таких виданнях, як Proceedings of SPIE the International Society for Optical Engineering (176), International Journal of Advanced Manufacturing Technology (131), IEEE Access (127), Lecture Notes in Mechanical Engineering (108), Proceedings of the ASME Design Engineering Technical Conference (100). Що свідчить про те, що багато міжнародних видань публікують статті на дану тематику та зацікавлені у її розвитку.

Щодо основних авторів, то лідерство мають такі науковці, як Mourtzis, D. – 23, Schuh, G. – 18, Yang, H. – 15, Chahal, P., Bhunia, S., Chakrabarty, K., Lanza, G. по 13 публікацій, Chhabra, D. та Yu, B. по 12 публікацій (рис. 3).

Documents by author

Compare the document counts for up to 15 authors.

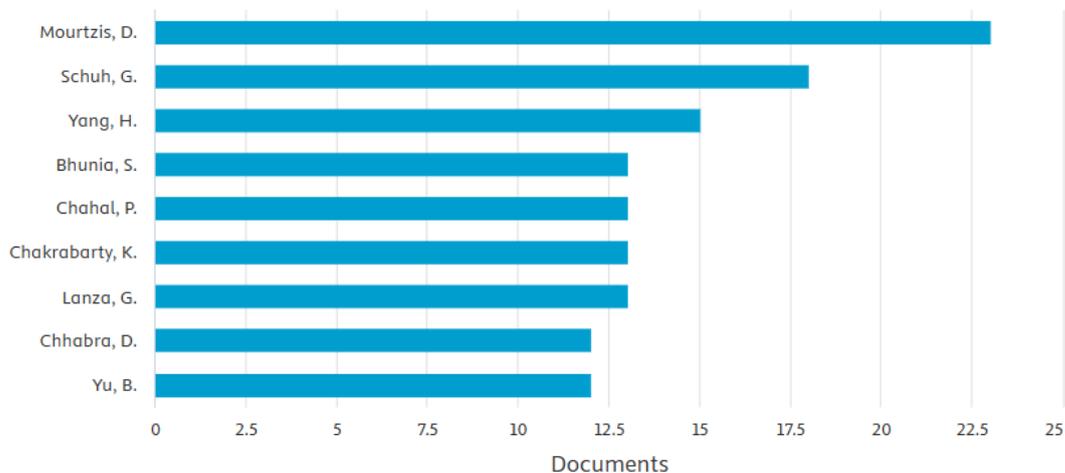


Рис. 3. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (автори)

На рис. 4 наведено результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus серед наукових закладів.

Documents by affiliation

Compare the document counts for up to 15 affiliations.

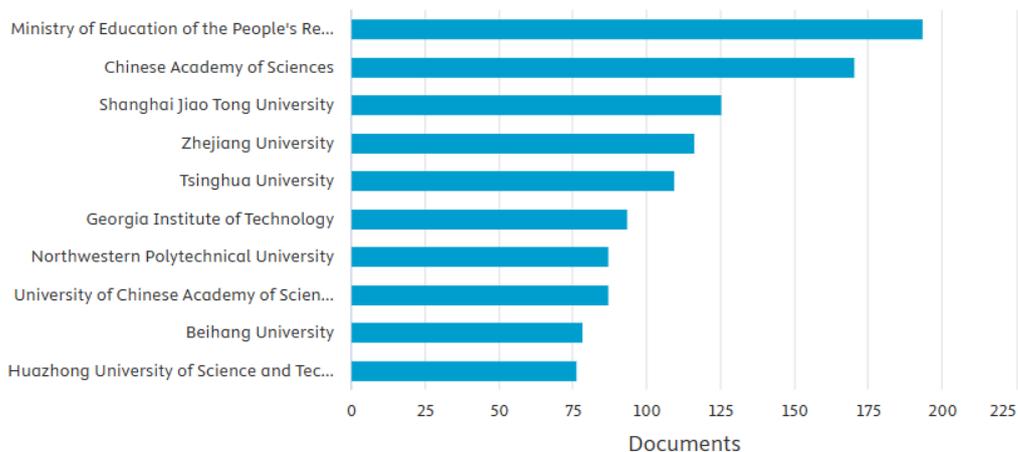


Рис. 4. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (наукові заклади)

Серед наукових закладів найбільша кількість у Ministry of Education of the People's Republic of China – 193, Chinese Academy of Sciences – 170, Shanghai Jiao Tong University – 125, Zhejiang University – 116, Tsinghua University – 109. Результати свідчать про те, що більшість університетів мають велику зацікавленість в розвитку даної теми.

Відповідно аналіз серед країн показав, що кількість публікацій найбільше у Китаї – 3081, США – 2114, Індія – 1144, Німеччині – 680, Об'єднаному Королівстві – 680 та Італія – 416. Що свідчить про те, що велика кількість наукових досліджень публікується у різних країнах світу та вони зацікавлені у проектуванні виробничих мереж, що допомагає автоматизувувати їхні виробництва (рис. 5).

На рис. 5 наведено результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus серед наукових праць.

Documents by country or territory

Compare the document counts for up to 15 countries/territories.

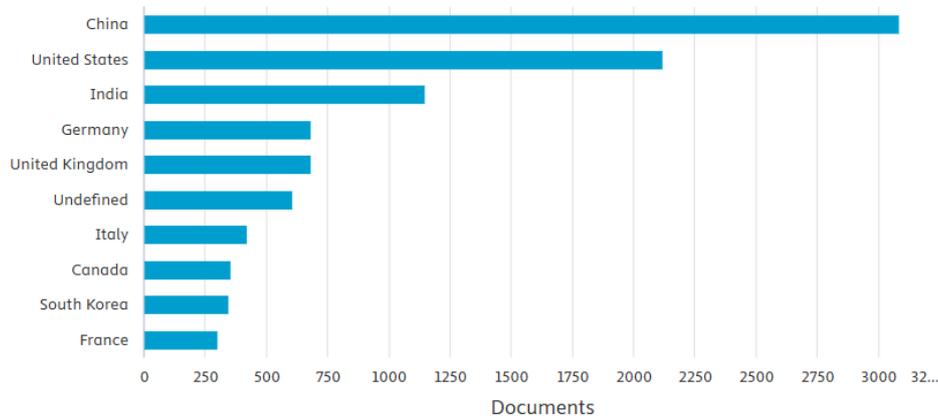


Рис. 5. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (країни)

На рис. 6 наведено результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus серед наукових праць.

Documents by type

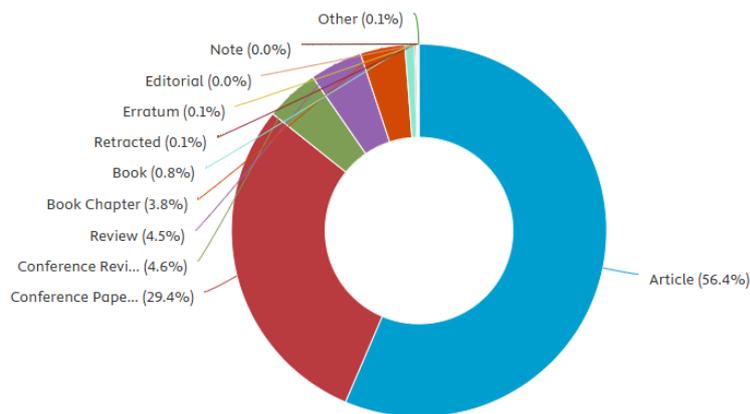


Рис. 6. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus (види публікацій)

Серед наукових праць переважали дослідницькі статті в журналах (56,4%), тези конференцій (29,4%), огляди конференцій (4,6%), оглядові статті (4,5%) та розділи в монографіях (3,8%)

На рис. 7 по наведено результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus серед предметних галузей.

Documents by subject area

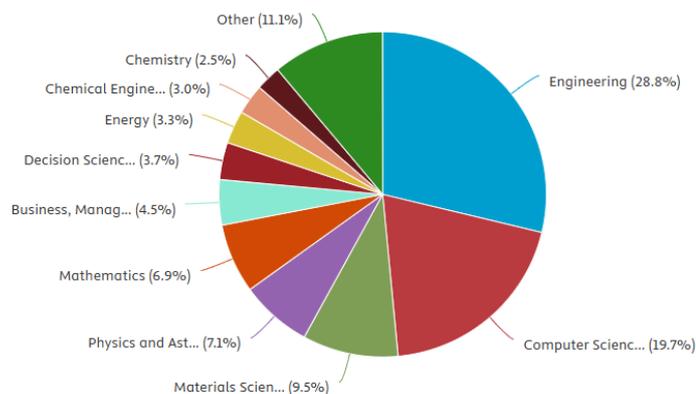


Рис. 7. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus(предметні галузі)

Розглядаючи предметні галузі можна сказати, що найбільша кількість наукових публікацій належить до інженерії (28,8%), комп'ютерних наук (19,7%), матеріалознавство (9,5%), фізики та астрономії(7,1%), математики (6,9%), та бізнесу, менеджмент і бухгалтерському обліку (4,5%).

На рис. 8 наведено результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus по спонсорських фондах.

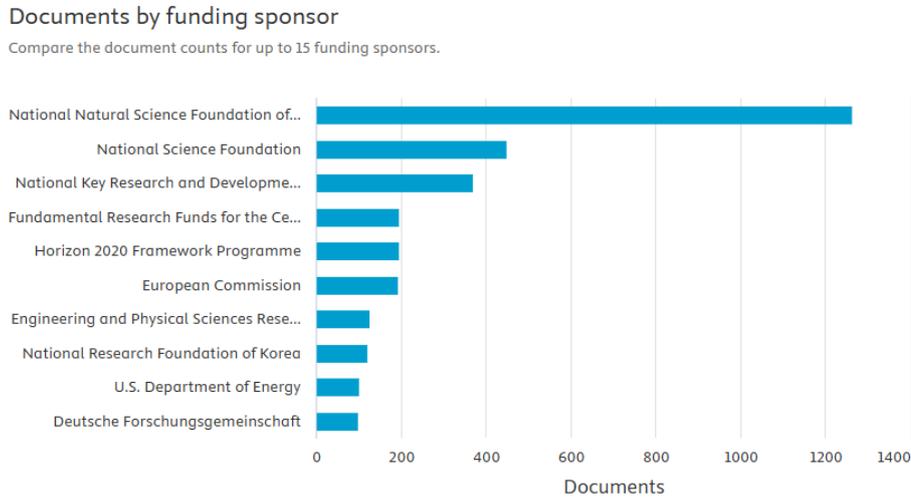


Рис. 8. Результати пошукового запиту в наукометричній базі Scopus(спонсорські фонди)

Спонсорські фонди, які зробили найбільший вклад у видавництво даних наукових робіт є National Natural Science Foundation of China – 1261, National Science Foundation – 448, National Key Research and Development Program of China – 367, Fundamental Research Funds for the Central Universities та Horizon 2020 Framework Programme – 194.

Проектування решітчастої моделі. Наведена нижче модель розроблена для вирішення проблем проектування виробничих мереж, що виникають під час транспортування сировини між логістичними центрами на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою.

Термінологія моделі походить з [11]. Модель базується на ряді припущень. Припустимо, що виробнича мережа включає в себе логістично-виробничі вузли, які розташовані у вузлах прямокутної решітки (i, j) , $(i, j) = \overline{1, N}$. Нехай для t , в даний момент часу, $V_{i,j}(t)$ є ресурсами, які використовуються для виробництва продукту і в даний час розташовані на вузлі, в свою чергу, $F_{i,j}(t)$ є готовим продуктом, який виробляється і зберігається на (i, j) .

Модель враховує наступні параметри процесів виробництва і транспортування для довільного логістично-виробничого вузла (i, j) :

1. Ресурси з'являються (можуть бути «видобуті») всередині виробничого вузла з імовірністю $\beta > 0$.
2. На виготовлення одиниці продукції потрібно $\gamma > 0$ одиниць ресурсу.
3. Використання ресурсу обмежено за допомогою коефіцієнта $\delta_v > 0$, який дозволяє нам прагнути до рівня пропускної здатності для $V_{i,j}(t)$.
4. Припустимо, що передача ресурсів може бути можлива з чотирьох сусідніх вузлів $(i-1, j)$, $(i+1, j)$, $(i, j-1)$, $(i, j+1)$ (Рис. 9) з вершинами $D_{i,j}^{i-1,j} \Delta^{-2}$, $D_{i,j}^{i+1,j} \Delta^{-2}$, $D_{i,j}^{i,j-1} \Delta^{-2}$, $D_{i,j}^{i,j+1} \Delta^{-2}$ де $D_{i,j}^{k,m} > 0$, $i, j, k, m = \overline{1, n}$ і $\Delta > 0$ - це відстань між вузлами.
5. Виробництво може бути забраковано з імовірністю $\mu_f > 0$.
6. В результаті затримок і неврахованих наслідків ми спостерігаємо збільшення вартості ресурсу, необхідного для виробництва продукції, до рівня ймовірності η .
7. Виробництво прагне до певної пропускної здатності з імовірністю $\delta_f > 0$.

8. Нехай $\tau > 0$ — час, необхідний для виготовлення одиниці продукції.

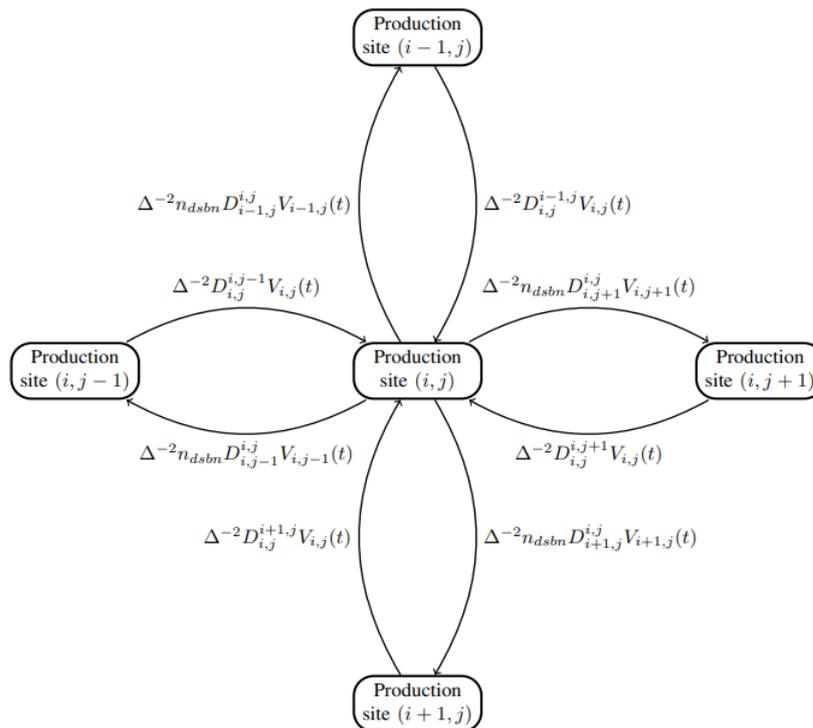


Рис. 9. Квадратна решітка, що представляє чотири сусідні логістично-виробничі вузли

З наведених припущень ми розглядаємо приріст вартості ресурсів у вузлі (i, j) протягом часу $\Delta t: \Delta V_{i,j}(t) = V_{i,j}(t + \Delta t) - V_{i,j}(t)$ з урахуванням наступних припущень:

- а) збільшення на величину $\beta V_{i,j}(t) \Delta t$, що викликано «видобутком» нового ресурсу;
- б) зменшення на величину $-\gamma F_{i,j}(t - \tau) V_{i,j}(t) \Delta t$, що пояснюється ресурсами, необхідними для виробництва продукції у вузлі (i, j) в момент $(t - \tau)$;
- в) збільшення вартості $-\Delta \delta_v V_{i,j}(t - \tau) V_{i,j}(t) \Delta t$ внаслідок пропускнуої здатності ресурсів.

Кількість продуктів у вузлі (i, j) також залежить від розподілу сировини між чотирма сусідніми вузлами, що враховується при обчисленні просторового оператора $\hat{S}\{V_{i,j}(t)\} \Delta t$ у вигляді (4).

Виходячи з наведених вище припущень, збільшення кількості ресурсів $\Delta V_{i,j}(t)$ у вузлі (i, j) за певний проміжок часу можна записати у вигляді $\Delta V_{i,j}(t) \Delta t$.

Розділивши ліву і праву частини всього рівняння на Δt і додавши $\Delta t \rightarrow 0$, отримаємо рівняння для визначення кількості сировинних ресурсів $V_{i,j}$, $t > 0$.

$$\frac{dV_{i,j}}{dt} = \beta V_{i,j}(t) - \gamma F_{i,j}(t - \tau) V_{i,j}(t) - \delta_v V_{i,j}(t - \tau) V_{i,j}(t) + \hat{S}\{V_{i,j}(t)\} \quad (1)$$

Зростання продукції у вузлі (i, j) за період часу Δt становить

$$\Delta F_{i,j}(t) = F_{i,j}(t + \Delta t) - F_{i,j}(t)$$

Згідно з припущеннями, зазначеними вище, наступні аналоги впливають на зміну продукту на виробничому вузлі (i, j) за період часу Δt :

- а) зменшується на значення $-\mu_f F_{i,j}(t) \Delta t$ за рахунок кількості бракованих виробів;

- б) збільшення на величину $\eta W_{i,j}(t-\tau)F_{i,j}(t)\Delta t$, яка визначається ресурсами, необхідними для виробництва одиниці продукції в момент часу $(t-\tau)$ (τ - значення затримки (час, витрачений на виробництво одиниці продукції));
- в) зменшення на величину $-\delta_f F_{i,j}^2(t)\Delta t$, що викликано зниженням швидкості виготовлення нових виробів δ_f у зв'язку з наближенням їх до межі насичення.

З наведених причин зростання продуктів $\Delta F_{i,j}(t)$ у вузлі (i, j) за період часу Δt можна записати як $\Delta F_{i,j}(t) = -\mu_f F_{i,j}(t)\Delta t + \eta W_{i,j}(t-\tau)F_{i,j}(t)\Delta t - \delta_f F_{i,j}^2(t)\Delta t, t > 0$.

Розділивши ліву і праву частини останнього рівняння на Δt з напрямком $\Delta t \rightarrow 0$, отримуємо рівняння для визначення кількості продукції:

$$\frac{dF_{i,j}}{dt} = (-\mu_f + \eta W_{i,j}(t-\tau) - \delta_f F_{i,j}(t))F_{i,j}(t), t > 0 \quad (2)$$

Оператор (4) включає в себе константу n_{dsbn} , яка описує можливі дисбаланси між вхідними та вихідними потоками сировини.

Кожен вузол піддається впливу ресурсів, вироблених на чотирьох сусідніх вузлах – по два вузла в кожному напрямку, розділених однаковою відстанню Δ .

$$S\{V_{i,j}\} = \begin{cases} \Delta^{-2} \left[D_{1,2}^{1,1} V_{1,2} + D_{2,1}^{1,1} V_{2,1} - n_{dsbn} D_{1,1}^{1,2} V_{1,1} - n_{dsbn} D_{1,1}^{2,1} V_{1,1} \right], & i, j = 1 \\ \Delta^{-2} \left[D_{2,j}^{1,j} V_{2,j} + D_{1,j-1}^{1,j} V_{1,j-1} + D_{1,j+1}^{1,j} V_{1,j+1} - n_{dsbn} D_{1,j}^{2,j} V_{1,j} - n_{dsbn} D_{1,j}^{1,j-1} V_{1,j} - n_{dsbn} D_{1,j}^{1,j+1} V_{1,j} \right], & i = 1, j \in \overline{2, N-1} \\ \Delta^{-2} \left[D_{1,N-1}^{1,N} V_{1,N-1} + D_{2,N}^{1,N} V_{2,N} - n_{dsbn} D_{1,N}^{1,N-1} V_{1,N} - n_{dsbn} D_{1,N}^{2,N} V_{1,N} \right], & i = 1, j = N \\ \Delta^{-2} \left[D_{i-1,N}^{i,N} V_{i-1,N} + D_{i+1,N}^{i,N} V_{i+1,N} + D_{i,N-1}^{i,N} V_{i,N-1} - n_{dsbn} D_{i,N}^{i-1,N} V_{i,N} - n_{dsbn} D_{i,N}^{i+1,N} V_{i,N} - n_{dsbn} D_{i,N}^{i,N-1} V_{i,N} \right], & i \in \overline{2, N-1}, j = N \\ \Delta^{-2} \left[D_{N-1,N}^{N,N} V_{N-1,N} + D_{N,N-1}^{N,N} V_{N,N-1} - n_{dsbn} D_{N,N}^{N-1,N} V_{N,N} - n_{dsbn} D_{N,N}^{N,N-1} V_{N,N} \right], & i = N, j = N \\ \Delta^{-2} \left[D_{N,j}^{N,j} V_{N,j} + D_{N,j-1}^{N,j} V_{N,j-1} + D_{N,j+1}^{N,j} V_{N,j+1} - n_{dsbn} D_{N,j}^{N-1,j} V_{N,j} - n_{dsbn} D_{N,j}^{N,j-1} V_{N,j} - n_{dsbn} D_{N,j}^{N,j+1} V_{N,j} \right], & i = N, j \in \overline{2, N-1} \\ \Delta^{-2} \left[D_{N-1,1}^{N,1} V_{N-1,1} + D_{N,2}^{N,1} V_{N,2} - n_{dsbn} D_{N,1}^{N-1,1} V_{N,1} - n_{dsbn} D_{N,1}^{N,2} V_{N,1} \right], & i = N, j = 1 \\ \Delta^{-2} \left[D_{i-1,1}^{i,1} V_{i-1,1} + D_{i+1,1}^{i,1} V_{i+1,1} + D_{i,2}^{i,1} V_{i,2} - n_{dsbn} D_{i,1}^{i-1,1} V_{i,1} - n_{dsbn} D_{i,1}^{i+1,1} V_{i,1} - n_{dsbn} D_{i,1}^{i,2} V_{i,1} \right], & i \in \overline{2, N-1}, j = 1 \\ \Delta^{-2} \left[D_{i,j}^{i,j} V_{i,j} + D_{i+1,j}^{i,j} V_{i+1,j} + D_{i,j-1}^{i,j} V_{i,j-1} + D_{i,j+1}^{i,j} V_{i,j+1} - n_{dsbn} D_{i,j}^{i-1,j} V_{i,j} - n_{dsbn} D_{i,j}^{i+1,j} V_{i,j} - n_{dsbn} D_{i,j}^{i,j-1} V_{i,j} - n_{dsbn} D_{i,j}^{i,j+1} V_{i,j} \right], & i, j \in \overline{2, N-1} \end{cases} \quad (4)$$

Використовується гранична умова $V_{i,j} = 0$ для індексів масиву $i, j = 0, N+1$.

Багатоваріаційний параметричний метод. Метод розроблено в [12] і застосовано в [13-14] для різних моделей динамічних систем. Тут він використовувався для (1)-(4) у цілях регресії на основі параметрів моделі. Метод включає ряд кроків.

1. Налаштування областей параметрів $D, \Delta, n, \beta, \gamma, \delta_v, \delta_f, \eta, \mu_f, \tau$, а саме

$$D_{\min} \leq D \leq D_{\max}, \quad \Delta_{\min} \leq \Delta \leq \Delta_{\max}, \quad n_{\min} \leq n \leq n_{\max}, \quad \beta_{\min} \leq \beta \leq \beta_{\max}, \quad \gamma_{\min} \leq \gamma \leq \gamma_{\max}, \quad \delta_{v,\min} \leq \delta_v \leq \delta_{v,\max}$$

$$\delta_{f,\min} \leq \delta_f \leq \delta_{f,\max}, \quad \eta_{\min} \leq \eta \leq \eta_{\max}, \quad \mu_{f,\min} \leq \mu_f \leq \mu_{f,\max}, \quad \tau_{\min} \leq \tau \leq \tau_{\max}$$

2. Побудова тренувальної множини кортежів

$$\Pi = (D, \Delta, n, \beta, \gamma, \delta_v, \delta_f, \eta, \mu_f, \tau, C)^T,$$

де C – атрибут класу. Тут ми розглядаємо три значення для класів, що відповідають стабільному вузлу, граничному циклу або хаотичному атрактору відповідно. Побудова навчального набору даних базується на моделюванні значень параметрів багатоваріаційним методом прогнозування.

Вся модель визначається рівняннями (1), (2) і початковими функціями:

$$V_{i,j}(t) = V_{i,j}^0(t) \in 0, F_{i,j}(t) = F_{i,j}^0(t) \geq 0, \quad (3)$$

$$t \in [-\tau, 0), V_{i,j}(0), F_{i,j}(0) > 0$$

Для квадратного масиву використовується наступний оператор просторово змінної дискретно розподіленої дифузії [15].

3. Задання значень параметрів отримання траєкторій

$X(\Pi) = (X_0, X_1, \dots, X_{t_{\max}})$, де

$X = (V_{1,1}, V_{1,2}, \dots, V_{1,N}, V_{2,1}, V_{2,2}, \dots, V_{2,N}, \dots, V_{N,1}, \dots, V_{N,N},$

$F_{1,1}, F_{1,2}, \dots, F_{1,N}, F_{2,1}, F_{2,2}, \dots, F_{2,N}, \dots, F_{N,1}, \dots, F_{N,N})^T$

t_{\max} – максимальний розглянутий момент часу.

4. Отримання атрибуту - найбільшого показника Ляпунова.
5. Застосування алгоритму зворотнього поширення помилки для дописування параметрів моделі і використання 10-кратної перехресної перевірки для оцінки ефективності нейронної мережі. Повернути нейромережу з найвищою ефективністю.

Результати дослідження. Задані області параметрів

$D_{\min} = 0.009$, $\Delta_{\min} = 0.270$, $n_{\min} = 0.810$, $\beta_{\min} = 1.800$, $\gamma_{\min} = 1.800$, $\delta_{v,\min} = 0.450$, $\delta_{f,\min} = 0.450$, $\eta_{\min} = 0.360$,
 $\mu_{f,\min} = 0.900$, $\tau_{\min} = 0.020$,

$D_{\max} = 0.011$, $\Delta_{\max} = 0.330$, $n_{\max} = 0.990$, $\beta_{\max} = 2.200$, $\gamma_{\max} = 2.200$, $\delta_{v,\max} = 0.550$, $\delta_{f,\max} = 0.550$,
 $\eta_{\max} = 0.440$, $\mu_{f,\max} = 1.100$, $\tau_{\max} = 0.280$

В результаті експерименту ми побудували навчальний набір даних, що включає 1000 кортежів.

Розглядалися нейромережі задані відповідними архітектурами.

1. Один прихований шар з кількістю нейронів 8 і лінійними виходами.

Отримана оптимальна модель щодо середньоквадратичної похибки (рис. 10)

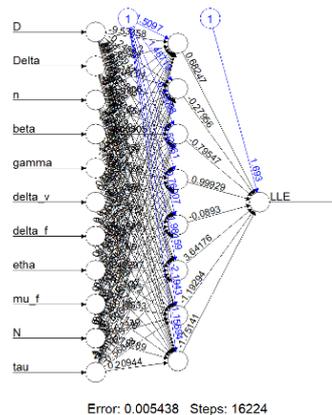


Рис. 10. Оптимальна модель з точки зору середньоквадратичної похибки для одного прихованого шару з кількістю нейронів 8 та лінійними виходами

На рис. 11 показано співпадіння очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі.

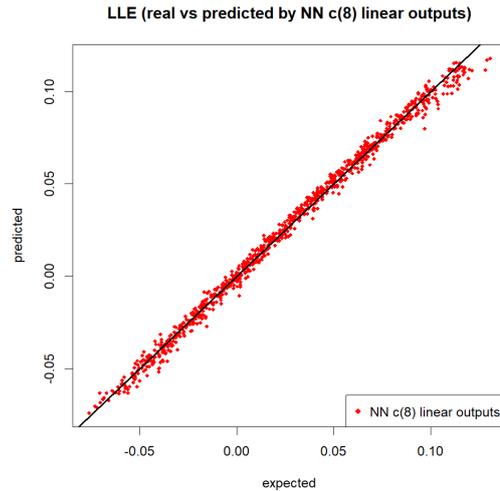


Рис. 11. Відповідність очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі, де один прихований шар з кількістю нейронів 8 та лінійними виходами

2. Один прихований шар з кількістю нейронів 8 і нелінійними виходами.

На рис. 12 представлена отримана оптимальна модель щодо середньоквадратичної похибки.

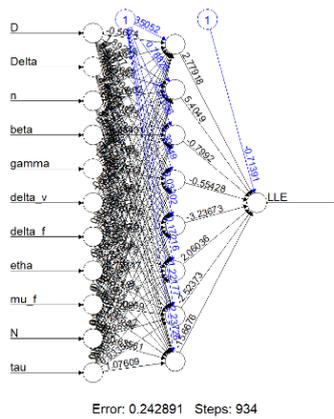


Рис. 12. Оптимальна модель відносно середньоквадратичної похибки для одного прихованого шару з кількістю нейронів 8 та нелінійними виходами

На рис.13 відображено співпадіння очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі.

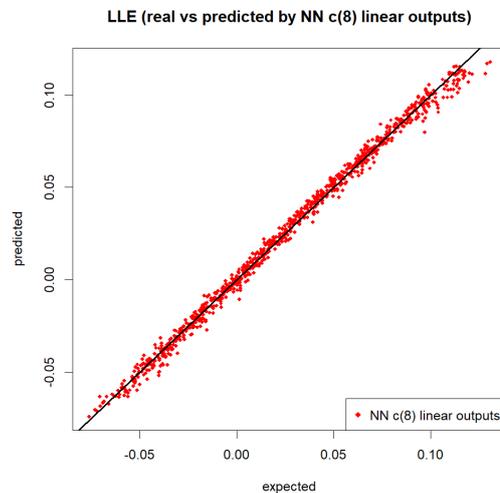


Рис. 13. Відповідність очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі, де один прихований шар з кількістю нейронів 8 та нелінійними виходами

3. Два приховані шари з кількістю нейронів 8 і 5 і лінійними виходами.

На рис. 14 отримана оптимальна модель щодо середньоквадратичної похибки.

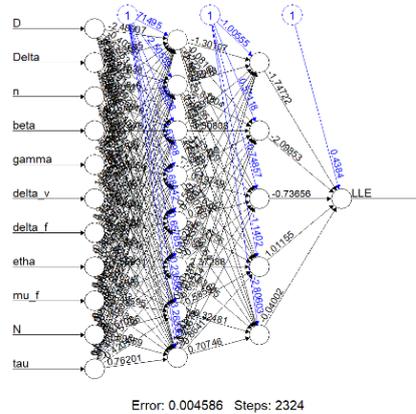


Рис. 14. Оптимальна модель відносно середньоквадратичної помилки для двох прихованих шарів з кількістю нейронів 8 та 5 та лінійними виходами

На рис. 15 показано співпадіння очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі.

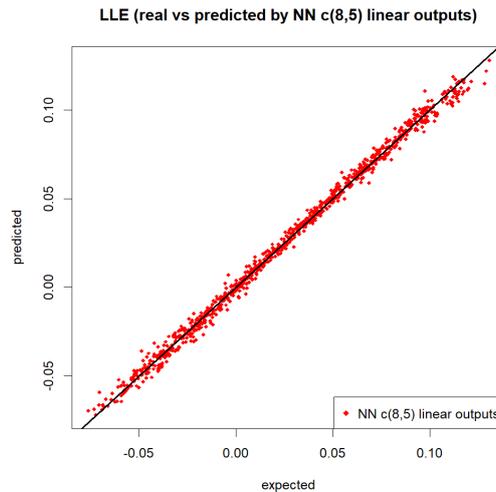


Рис. 15. Відповідність очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі, де два приховані шари з кількістю нейронів 8 та 5 та лінійними виходами

4. Два приховані шари з кількістю нейронів 8 і 5 і нелінійними виходами.

На рис. 16 представлена отримана оптимальна модель щодо середньоквадратичної похибки.

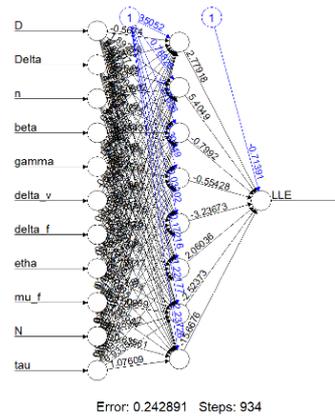


Рис. 16. Оптимальна модель відносно середньоквадратичної помилки отримана для двох прихованих шарів з кількістю нейронів 8 та 5 та нелінійними виходами.

На рис. 17 показано співпадіння очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі.

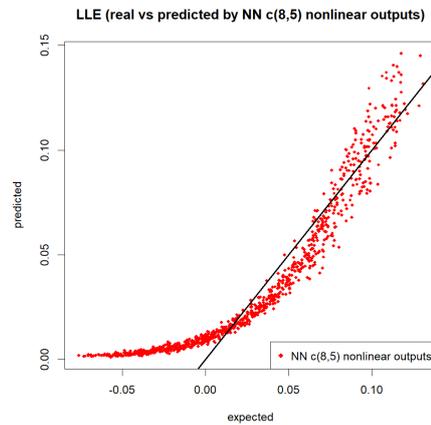


Рис. 17. Відповідність очікуваних та прогнозованих значень для оптимальної моделі, де два приховані шари з кількістю нейронів 8 та 5 та нелінійними виходами

Побудовані оптимальні моделі порівнювали щодо двох критеріїв. По-першому показано порівняння оптимальних моделей зазначених вище архітектур щодо середньоквадратичної похибки(рис.18), а по-другому показано порівняння оптимальних моделей щодо часу навчання(рис.19)

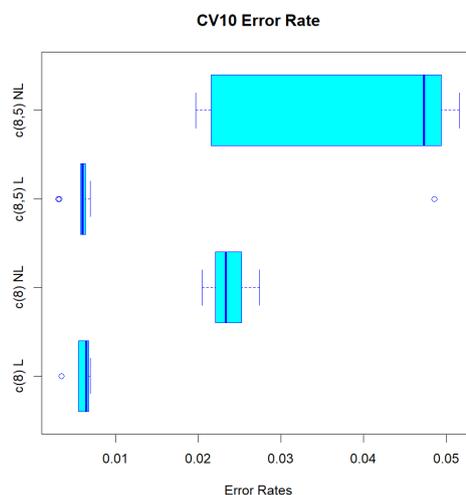


Рис. 18. Порівняння оптимальних моделей вищезазначених архітектур з урахуванням середньоквадратичної похибки

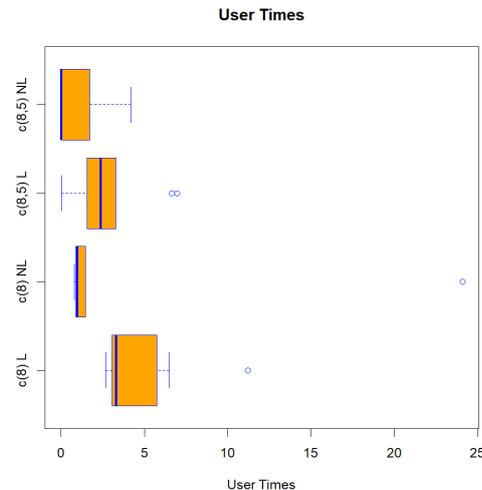


Рис. 19. Порівняння оптимальних моделей щодо часу навчання

Проведені порівняння оптимальних моделей щодо часу навчання показали, що архітектури з нелінійними виходами мають погану точність, але швидко вчаться, а архітектури з лінійними виходами довше навчаються, але мають менші похибки.

Висновки: У данній статті проведено аналітичний огляд публікацій по проектуванню виробничих мереж на основі багатошарових нейронних мереж та зокрема їх актуальності на сучасних виробництвах. Згідно даних отриманих під час аналітичного огляду літературних джерел за допомогою програми у наукометричній базі Scopus можна зробити висновок, що є велика зацікавленість проблемою проектування виробничих мереж на основі багатошарових моделей та тема є актуальною, і хоча протягом останнього десятиліття інтерес до неї лише зростає вона є мало дослідженою. Велика кількість статей публікується у різних країнах світу, що свідчить про те, що вони зацікавлені у проектуванні виробничих мереж та автоматизації виробництв.

А також для вирішення проблем, які виникають при транспортуванні сировини між логістично-виробничими вузлами була розроблена та запропонована решітчаста модель на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою з подальшим дослідженням її якісної поведінки за допомогою багатошарових нейронних моделей.

Проблему якісної поведінки моделі вирішено, як проблему багатошарових нейронних моделей. Для побудови навчального набору даних був використаний багатоваріаційний метод прогнозування нелінійної динаміки. Було проаналізовано та проведено порівняння нейромереж, які задані відповідними архітектурами, з лінійними та нелінійними виходами.

Аналіз архітектури нейронних мереж показує, що архітектури з лінійними виходами показали значно кращу відповідність очікуваних та прогнозованих значень (рис. 11,15). Архітектури із нелінійними виходами показують меншу точність та більше відхилення порівняно із лінійними (рис. 13,17). Проведено порівняння оптимальних моделей зазначених вище архітектур щодо середньоквадратичної похибки (рис.18), зроблено висновки, що двохшарова архітектура з лінійними виходами має найкращу похибку, але у той же час має здатність до того, щоб випадково вилітати і робити велику похибку, тому вона не є найбільш точною. Найгірші показники точності показує двохшарова архітектура з нелінійними виходами, складність даної архітектури лише погіршує показники. Одношарова архітектура з нелінійними виходами теж не показала високих показників точності. Тому найкращу точність показує одношарова архітектура з лінійними виходами. Проведені порівняння оптимальних моделей щодо часу навчання показали, що архітектури з нелінійними виходами мають погану точність, але швидко вчаться, а архітектури з лінійними виходами довше навчаються, але мають менші похибки (рис. 19).

В результаті аналізу виявлено, що архітектури з лінійними виходами демонструють кращу відповідність між очікуваними та прогнозованими значеннями. Результати, які були отримані в

роботі вказують на важливість вибору правильної архітектури нейронної мережі залежно від поставлених завдань та вимог до точності та часу навчання моделі.

В подальших дослідженнях планується продовжувати досліджувати дану тематику, бо хоч вона і актуальна і до неї є інтерес, але вона ще мало досліджена науковцями, а також опублікувати результати чисельного моделювання решітчастої моделі на прямокутній решітці з використанням решітчастих диференціальних рівнянь із затримкою.

Список використаних джерел

1. Jelena Milisavljevic-Syed, Janet K. Allen, Sesh Commuri, Farrokh Mistree, Design of networked manufacturing systems for Industry 4.0, *Procedia CIRP*, Volume 81, 2019, Pages 1016-1021, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.244>.
2. D. Mourtzis, M. Doukas, F. Psarommatis, Manufacturing Network Design for Mass Customisation using a Genetic Algorithm and an Intelligent Search Method, *Procedia CIRP*, Volume 7, 2013, Pages 37-42, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.05.007>.
3. Weipeng Cao, Xizhao Wang, Zhong Ming, Jinzhu Gao, A review on neural networks with random weights, *Neurocomputing*, Volume 275, 2018, Pages 278-287, ISSN 0925-2312, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.08.040>.
4. Tomasz Dudek, Tygran Dzhuguryan, Justyna Lemke, Sustainable production network design for city multi-floor manufacturing cluster, *Procedia Computer Science*, Volume 159, 2019, Pages 2081-2090, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.381>.
5. Xiaona Song, Peng Sun, Shuai Song, Vladimir Stojanovic, Event-driven NN adaptive fixed-time control for nonlinear systems with guaranteed performance, *Journal of the Franklin Institute*, Volume 359, Issue 9, 2022, Pages 4138-4159, ISSN 0016-0032, <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2022.04.003>.
6. Fei Han, Jing Jiang, Qing-Hua Ling, Ben-Yue Su, A survey on metaheuristic optimization for random single-hidden layer feedforward neural network, *Neurocomputing*, Volume 335, 2019, Pages 261-273, ISSN 0925-2312, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.07.080>.
7. Cristiana L. Lara, David E. Bernal, Can Li, Ignacio E. Grossmann, Global optimization algorithm for multi-period design and planning of centralized and distributed manufacturing networks, *Computers & Chemical Engineering*, Volume 127, 2019, Pages 295-310, <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.05.022>.
8. Jiya Yu, Jiye Zhang, Aijing Shu, Yujie Chen, Jianneng Chen, Yongjie Yang, Wei Tang, Yanchao Zhang, Study of convolutional neural network-based semantic segmentation methods on edge intelligence devices for field agricultural robot navigation line extraction, *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 209, 2023, 107811, ISSN 0168-1699, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107811>.
9. Ahmed Temtam, Abdraouf Abusoua, Khaled Benyounis, Abdalmonem Tamtam, Use of neural networks and artificial intelligence tools for modeling, characterization, and predicting in material engineering, *Reference Module in Materials Science and Materials Engineering*, Elsevier, 2023, ISBN 9780128035818, <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-96020-5.00088-1>.
10. Yohanes Kristianto, Angappa Gunasekaran, Petri Helo, Maqsood Sandhu, A decision support system for integrating manufacturing and product design into the reconfiguration of the supply chain networks, *Decision Support Systems*, Volume 52, Issue 4, 2012, Pages 790-801, <https://doi.org/10.1016/j.dss.2011.11.014>.
11. Alexandra Birkmaier, Bernhard Oberegger, Andreas Felsberger, Gerald Reiner, Wilfried Sihn, Towards a robust digital production and logistics network by implementing flexibility measures, *Procedia CIRP*, Volume 104, 2021, Pages 1310-1315, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.11.220>.
12. V. Martsenyuk and A. Klos-Witkowska, "Computation Model of Cyber-Physical Immunosensor System," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 62325-62337, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2915946.
13. Koch Y., Wolf T., Sorger P.K., Eils R., Brors B. Decision-tree based model analysis for efficient identification of parameter relations leading to different signaling states (2013) *PLoS ONE*, 8 (12), art. no. e82593, DOI: 10.1371/journal.pone.0082593
14. Martsenyuk V., Warwas K., Augustynek K., Klos-Witkowska A., Karpinskiy V., Klymuk N., Mayhruk Z. On multivariate method of qualitative analysis of Hodgkin-Huxley model with decision tree induction (2016) *International Conference on Control, Automation and Systems*, 0, art. no. 7832365, pp. 489 - 494, DOI: 10.1109/ICCAS.2016.7832365
15. Lyapandra A.S., Martsenyuk V.P., Gvozdetska I.S., Szklarczyk R., Rajba S.A. Qualitative analysis of compartmental dynamic system using decision-tree induction (2015) *Proceedings of the 2015 IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2015*, 2, art. no. 7341391, pp. 688 - 692, DOI: 10.1109/IDAACS.2015.7341391

References

1. Jelena Milisavljevic-Syed, Janet K. Allen, Sesh Commuri, Farrokh Mistree, Design of networked manufacturing systems for Industry 4.0, *Procedia CIRP*, Volume 81, 2019, Pages 1016-1021, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.244>.
2. D. Mourtzis, M. Doukas, F. Psarommatis, Manufacturing Network Design for Mass Customisation using a Genetic Algorithm and an Intelligent Search Method, *Procedia CIRP*, Volume 7, 2013, Pages 37-42, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2013.05.007>.
3. Weipeng Cao, Xizhao Wang, Zhong Ming, Jinzhu Gao, A review on neural networks with random weights, *Neurocomputing*, Volume 275, 2018, Pages 278-287, ISSN 0925-2312, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.08.040>.
4. Tomasz Dudek, Tygran Dzhuguryan, Justyna Lemke, Sustainable production network design for city multi-floor manufacturing cluster, *Procedia Computer Science*, Volume 159, 2019, Pages 2081-2090, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.381>.

5. Xiaona Song, Peng Sun, Shuai Song, Vladimir Stojanovic, Event-driven NN adaptive fixed-time control for nonlinear systems with guaranteed performance, *Journal of the Franklin Institute*, Volume 359, Issue 9, 2022, Pages 4138-4159, ISSN 0016-0032, <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2022.04.003>.
6. Fei Han, Jing Jiang, Qing-Hua Ling, Ben-Yue Su, A survey on metaheuristic optimization for random single-hidden layer feedforward neural network, *Neurocomputing*, Volume 335, 2019, Pages 261-273, ISSN 0925-2312, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.07.080>.
7. Cristiana L. Lara, David E. Bernal, Can Li, Ignacio E. Grossmann, Global optimization algorithm for multi-period design and planning of centralized and distributed manufacturing networks, *Computers & Chemical Engineering*, Volume 127, 2019, Pages 295-310, <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.05.022>.
8. Jiya Yu, Jiye Zhang, Aijing Shu, Yujie Chen, Jianneng Chen, Yongjie Yang, Wei Tang, Yanchao Zhang, Study of convolutional neural network-based semantic segmentation methods on edge intelligence devices for field agricultural robot navigation line extraction, *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 209, 2023, 107811, ISSN 0168-1699, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107811>.
9. Ahmed Temtam, Abdraouf Abusoua, Khaled Benyounis, Abdalmonem Tamtam, Use of neural networks and artificial intelligence tools for modeling, characterization, and predicting in material engineering, *Reference Module in Materials Science and Materials Engineering*, Elsevier, 2023, ISBN 9780128035818, <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-96020-5.00088-1>.
10. Yohanes Kristianto, Angappa Gunasekaran, Petri Helo, Maqsood Sandhu, A decision support system for integrating manufacturing and product design into the reconfiguration of the supply chain networks, *Decision Support Systems*, Volume 52, Issue 4, 2012, Pages 790-801, <https://doi.org/10.1016/j.dss.2011.11.014>.
11. Alexandra Birkmaier, Bernhard Oberegger, Andreas Felsberger, Gerald Reiner, Wilfried Sihm, Towards a robust digital production and logistics network by implementing flexibility measures, *Procedia CIRP*, Volume 104, 2021, Pages 1310-1315, <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.11.220>.
12. V. Martsenyuk and A. Klos-Witkowska, "Computation Model of Cyber-Physical Immunosensor System," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 62325-62337, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2915946.
13. Koch Y., Wolf T., Sorger P.K., Eils R., Brors B. Decision-tree based model analysis for efficient identification of parameter relations leading to different signaling states (2013) *PLoS ONE*, 8 (12), art. no. e82593, DOI: 10.1371/journal.pone.0082593
14. Martsenyuk V., Warwas K., Augustynek K., Klos-Witkowska A., Karpinskiy V., Klymuk N., Mayhruk Z. On multivariate method of qualitative analysis of Hodgkin-Huxley model with decision tree induction (2016) *International Conference on Control, Automation and Systems*, 0, art. no. 7832365, pp. 489 - 494, DOI: 10.1109/ICCAS.2016.7832365
15. Lyapandra A.S., Martsenyuk V.P., Gvozdetska I.S., Szklarczyk R., Rajba S.A. Qualitative analysis of compartmental dynamic system using decision-tree induction (2015) *Proceedings of the 2015 IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2015*, 2, art. no. 7341391, pp. 688 - 692, DOI: 10.1109/IDAACS.2015.7341391

Історія статті:

Отримано: 14.01.2026 Доопрацьовано: 19.02.2026 Прийнято до друку: 23.03.2026 Опубліковано: 29.03.2026