

УДК004.942

НЕЛІНІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ДИНАМІЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Крикун Валентін Андрійович

д.т.н., професор каф. КСПТ Фомін Олександр Олексійович
Національний університет «Одеська політехніка», УКРАЇНА

АНОТАЦІЯ. Вирішується задача нелінійного моделювання об'єктів на основі динамічних нейронних мереж. Розглянуто існуючі підходи до побудови динамічних нейронних мереж: динамічний нейропросторовий мепінг, нейронні мережі з тимчасовими затримками та динамічні нейронні мережі вінеровського типу. Визначені їх недоліки та переваги.

Вступ. Розвиток технологій та науки дозволяє забезпечити якісне зростання характеристик сучасних об'єктів та процесів у різних галузях діяльності. З іншого боку, цей безперервний процес веде до ускладнення об'єктів управління, посилення вимог до їх функціонування.

Сьогодні у практичних додатках все частіше розглядаються динамічні об'єкти управління, які характеризуються суттєво нелінійними властивостями. Завдяки цим характеристикам об'єкти можуть функціонувати у складніших режимах, які можуть бути реалізовані з допомогою лінійних чи слабких нелінійних характеристик.

Для успішної взаємодії з подібними об'єктами (вирішення завдань контролю, управління, діагностування) в першу чергу необхідно забезпечити їхнє адекватне математичне забезпечення та ефективні засоби моделювання. Однак наявність нелінійних характеристик робить застосування існуючих аналітичних методів неефективним. Такі моделі не відбивають всіх властивостей реального об'єкта, тому можуть забезпечити високу точність ідентифікації.

Актуальним підходом для моделювання нелінійних динамічних об'єктів є апарат штучних нейронних мереж [1–3]. Цю роботу спрямовано на дослідження нейронних мереж для моделювання динамічних об'єктів управління з істотно нелінійними характеристиками.

Критичний огляд існуючих рішень. Сьогодні відомо кілька методів моделювання нелінійних динамічних об'єктів на основі штучних нейронних мереж: динамічний нейропросторовий мепінг, нейронні мережі з тимчасовими затримками та динамічні нейронні мережі вінерівського типу [4, 5].

Моделі динамічного нейропросторового мепінгу – це удосконалені в порівнянні з добре відомими статичними моделями нейропросторового мепінгу [5], метою яких є відображення заданої приблизної моделі об'єкта на точну модель. У таких моделях нейронні мережі використовуються для автоматичного зіставлення та зміни існуючої еквівалентної моделі, яка називається грубою моделлю, в бажану (точну) модель за допомогою процесу навчання. Ці моделі забезпечують підвищення точності порівняно зі статичними моделями нейропросторового мепінгу, проте припускають наявність певної апріорної інформації про закони функціонування об'єкта дослідження.

Динамічні нейронні мережі вінерівського типу засновані на принципі побудови нелінійної динамічної системи Віннера, яка складається зі спрощеної лінійної динамічної моделі, за якою слідує нелінійна статична модель [6]. Динамічні характеристики здебільшого пов'язані з лінійною підсистемою, тоді як складність нелінійності міститься лише у статичній нелінійній підсистемі, яка реалізована у вигляді нейромережових моделей. Така структура може суттєво підвищити надійність динамічної нейронної моделі, проте має складну (гібридну) структуру, що висуває додаткові вимоги до алгоритмів навчання мережі та звужує сферу застосування моделі.

Нейронна мережа із затримкою часу це багаторівнева нейронна мережа, здатна аналізувати дані зі зрушенням у часі. В цій архітектурі кожний нейрон на кожному рівні отримує вхідні дані від активацій/функцій на нижньому рівні [7, 8, 9].

Серед розглянутих варіантів моделей нейронні мережі з тимчасовими затримками є найбільш загальними структурами, що складаються з декількох шарів з прямим зв'язком (прямим

поширенням сигналу). Такі моделі здатні навчатися на основі даних експерименту вхід-вихід нелінійних динамічних об'єктів і мають хороші властивості збіжності, які є перевагами порівняно зі згаданими моделями у вигляді динамічного нейропросторового мепінгу та динамічних нейронних мереж вінівського типу.

Метою роботи є підвищення точності моделювання динамічних об'єктів із суттєвими нелінійностями у вигляді кусково-лінійних характеристик з використанням нейровмережових моделей, виявлення сфери їх ефективного застосування.

Ця мета може бути досягнута шляхом дослідження існуючих архітектур нейро-мережових моделей, виявлення їх переваг та недоліків, областей їх ефективного використання.

Основна частина роботи.

Математичний опис моделі на основі нейронної мережі з часовими затримками. Архітектура нейронної мережі з часовими затримками у вигляді тришарової мережі з прямим поширенням сигналу є найбільш поширеним та ефективним засобом моделювання нелінійних динамічних об'єктів з безперервними характеристиками.

Вхідний сигнал у вигляді послідовності $M+1$ наборів даних, зрушених на одне значення відносно попереднього надходить на нейрони вхідного шару нейронної мережі.

Вихідний сигнал мережі в момент часу t залежить не тільки від вхідного сигналу $x(t)$ в даний момент часу, але і відзначень вхідних сигналів $x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-M)$ у моменти часу $t-1, t-2, \dots, t-M$ відповідно, де M - довжина затримки (системна пам'ять). Вихідний сигнал $y(t)$ такої моделі визначається за формулою (1):

$$y(n) = b_0 + s_0 \sum_{i=0}^K r_i^2 S_i \left(b_i + \sum_{j=0}^M r_{i,j}^1 x(n-j) \right) \quad (1)$$

де b_0, b_i - зміщення нейронів вихідного та вхідного шарів відповідно; S_0, S_i - функції активації нейронів вихідного та вхідного шарів відповідно; $r_i, r_{i,j}$ - вагові коефіцієнти нейронів вихідного та вхідного шарів відповідно.

Апробація як підтвердження досягнення мети. Апробація запропонованого підходу до побудови динамічних моделей на основі нейронних мереж з часовими затримками досліджено на прикладі тестового нелінійного динамічного об'єкта з квадратичною нелінійністю у зворотному зв'язку [10, 11].

Для створення нейронної мережі використовуються програмні інструментальні засоби Keras (keras.io) – одна з ключових бібліотек Python для ефективно організації API-інтерфейсів при моделюванні нейронних мереж довільної складності. Бібліотека найбільш ефективна як при побудові невеликих мереж з послідовною структурою, де шари йдуть один за одним, є тільки один вхідний шар і один вихід, так і складніших нейровмережових структур з кількома входами та виходами.

Для побудови мереж прямого розповсюдження сигналу в бібліотеці Keras використовують клас моделей Sequential. До створеної моделі можна додавати довільну кількість послідовних шарів встановлених типів: *Input*, *Dense* та *Activation*, де кожен шар є функцією, яка приймає на вхід результат роботи попереднього шару.

Бібліотека має готовий набір функцій втрат та алгоритмів оптимізації, що дозволяє швидко навчити модель та по можливості уникати локальних мінімумів.

В результаті експерименту створена та навчена тришарова нейронна мережа. Вхідний сигнал потрапляє на $M+1$ нейрон вхідного шару. Прихований шар складається з J нейронів. Вихідний шар складається з одного нейрону з лінійною функцією активації.

Співставлення вихідних сигналів – реакції моделі на тестові вхідні збудження демонструє підвищення точності моделювання з використанням отриманої нейронної мережі у порівнянні з лінійними моделями на 3-6%, та у порівнянні з еталонною моделлю нелінійного динамічного об'єкта – на 8-15%.

Висновки. Наукова новизна полягає у використанні нейровмережових моделей з часовими затримками для моделювання динамічних об'єктів із суттєвими нелінійностями у вигляді кусково-лінійних характеристик.

Практична користь розробленого підходу полягає у підвищенні точності моделювання нелінійних динамічних об'єктів у порівнянні з динамічним нейропросторовим меппінгом та динамічними мережами вінерівського типу. При цьому, моделювання може проводитися як у тестовому, так і у функціональному режимах роботи об'єкту.

Запропонований підхід апробований на даних тестового нелінійного динамічного об'єкта. Результати експерименту демонструють підвищення точності моделювання у порівнянні з лінійними моделями на 3-6%, та у порівнянні з еталонною моделлю нелінійного динамічного об'єкту – на 8-15%.

Рекомендації щодо продовження досліджень. Оскільки швидкість побудови нелінійної моделі об'єкту на основі динамічної нейронної мережі з часовими затримками обмежена часом навчання цієї мережі, ймовірним напрямом подальших досліджень можуть бути методи підвищення швидкості навчання нейронних мереж з часовими затримками.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. C. Rudin and J. Radin, "Why are we using blackbox models in AI when we don't need to? A lesson from an explainable AI competition", *Harvard Data Science Review*, vol. 2, no. 1, 2019.
2. J. Sen, "Machine Learning – Algorithms, Models and Applications", London, United Kingdom, IntechOpen, 2021.
3. S. Marton, S. Lüdtke and C. Bartelt, "Explanations for Neural Networks by Neural Networks", *Appl. Sci.*, vol. 12, 2022, p. 980.
4. W. Samek, G. Montavon, S. Lapuschkin, C. J. Anders and K. -R. Müller, "Explaining Deep Neural Networks and Beyond: A Review of Methods and Applications", *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 3, 2021, pp. 247-278.
5. W. Liu, Y. Su and L. Zhu, "Nonlinear Device Modeling Based on Dynamic Neural Networks: A Review of Methods," *2021 IEEE 4th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT)*, Xi'an, China, 2021, pp. 662-665.
6. Peng, Jinzhu & Dubay, Rickey. (2011). Wiener-Type Neural Network for Nonlinear System Identification. *Proceedings of the IASTED International Conference on Modelling and Simulation*. 10.2316/P.2011.735-072.
7. M. Sugiyama, H. Sawai and A. H. Waibel, "Review of TDNN (time delay neural network) architectures for speech recognition", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, vol. 1, 1991, pp. 582–585.
8. L. Wenyuan, L. Zhu, F. Feng, W. Zhang, Q. -J. Zhang, L. Qian and G. Liu, "A time delay neural network based technique for nonlinear microwave device modelling, in: *Micromachines*", Basel, vol. 11, no. 9, 2020, p. 831.
9. Fomin, O., Polozhaenko, S., Krykun, V., Orlov, A., Lys, D. (2023). Interpretation of Dynamic Models Based on Neural Networks in the Form of Integral-Power Series. In: Arsenyeva, O., Romanova, T., Sukhonos, M., Tsegelnyk, Y. (eds) *Smart Technologies in Urban Engineering. STUE 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 536. Springer, Cham. Pp. 258-265.
10. O. O. Fomin, O. D. Ruban and O. V. Rudkovskiy, "Method for construction the diagnostic features space of switched reluctance motors based on integral dynamic models", *Problemele energeticii regionale*, no. 4, 2020, pp. 35–44.
11. O. O. Fomin, O. D. Ruban, H. M. Fedorova, P. E. Bartalyov, D. G. Katsiuk. Construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model based on of multiple factors variance analysis / *Herald of Advanced Information Technology*, 2020, vol. 3(2), pp. 52–60.

NONLINEAR MODELING OF OBJECTS BASED ON DYNAMIC NEURAL NETWORKS

Valentyn Krykun

Doctor of Science, professor of Computerized Systems and Software Technologies Department
Oleksandr Fomin,

Odessa Polytechnic National University, UKRAINE

ANNOTATION. The work is devoted to solving the problem of nonlinear modeling of objects based on dynamic neural networks. Existing approaches to the construction of dynamic neural networks considers: dynamic neuro- space mapping, neural networks with time delays and dynamic Wiener-type neural networks. The advantages of using each of approaches to building dynamic neural networks are determined.