УДК 621.311.001.57 DOI 10.33042/2522-1809-2019-1-147-128-130

Д.Ю. Зубенко, В.В. Ліньков

Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМ НЕРОЗВ'ЯЗНИХ ЗАДАЧ І РІШЕННЯ СКЛАДНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ РІВНЯНЬ ЕКСПЛУАТАЦІЇ ЕЛЕКТРОТРАНСПОРТУ

Використання нейронних мереж для вирішення проблем нерозв'язності і вирішення складних обчислювальних рівнянь стає загальноприйнятою практикою в академічних колах і промисловості. Було показано, що, незважаючи на складність, ці проблеми можна сформулювати як набір рівнянь, а ключ - знайти нулі з них.

Ключові слова: *нульова нейронна мережа, електротранспорт, чисельні алгоритми, надійна стабільність*

Постановка проблеми. Аналіз останніх досліджень і публікацій

Підходи, засновані на нейронної мережі для вирішення різних вузлуватих завдань, привернули значну увагу в багатьох областях [1-14]. Наприклад, адаптивний нечіткий контролер на основі нейронної мережі побудований для класу нелінійних систем з дискретним часом з мертвою зоною з дискретним часом в [1]. Прикладна децентралізована схема, заснована на нейронної мережі, представлена для множинних нелінійних систем введення і множинного виведення (MIMO) з допомогою методів зворотного кроку в [2-4]. Така схема гарантує рівномірну граничну обмеженість всіх сигналів в замкнутій системі щодо середнього квадрата. Щоб подолати конструктивну складність структури нестрогого зворотного зв'язку, [3] використовується метод поділу змінних для розкладання невідомих функцій всіх змінних стану в суму гладких функцій кожної динамічної помилки. За допомогою універсальної апроксимаційної функції нейронних мереж з радіальної базою функціональний алгоритм нейронного управління пропонується в [3]. Автори в [8] пропонують модель нейронної мережі для створення конкуренції видів техніки, яка має явне пояснення механізму конкуренції. Як галузі штучного інтелекту моделі рекурентної нейронної мережі (РНН) отримали значні дослідження в багатьох наукових і інженерних областях, які часто використовуються для обчислювальних задач [1-12], а нелінійні оптимізації вирішуються багатьма методами [13,14]. Модель RNN на основі градієнта представлена в [11] для обчислення інверсії матриці онлайн з гарантованою конвергенцією, яка може розглядатися як початкова робота в цій області. Спрощена модель нейронної мережі представлена в [15] для вирішення класу задач лінійного матричного нерівності, з яких теоретично аналізуються стійкість і можливість розв'язання. У загальному випадку рекурентні нейронні мережі можна розділити на два класи: (1) RNN безперервного часу і (2) RNN з дискретним часом. Використовуючи цифрову диференціальну формулу, модель RNN безперервного часу може дискредитованої в дискретно-часову. Однак правило чисельного диференціювання не обов'язково генерує конвергентну і стабільну модель RNN з дискретним часом, навіть якщо вихідна модель RNN безперервного часу сходиться. Крім того, якщо модель RNN з дискретним часом кодується як програма послідовної обробки і виконується на цифровому комп'ютері, її можна розглядати як чисельний алгоритм [2-15].

Мета статті

Застосування та використання нейронних мереж для вирішення проблем нерозв'язних задач і рішення складних обчислювальних рівнянь експлуатації електротранспорту.

Виклад основного матеріалу

У дослідженні нейронних мереж ключовими проблемами є конвергенція і стабільність. Взагалі кажучи, існує три способи докази збіжності моделей ZNN, т. б. Докази, заснованого на теорії Ляпунова, звичайного диференціального рівняння (ОДУ) або перетворення Лапласа.

Доказ засноване на теорії Ляпунова [4]. Наприклад, для вирішення задачі нелінійної мінімізації, що змінюється в часі, з функцією завдання, що є $f(\mathbf{x}(t), t) \in$ R and $\mathbf{x}(t) \in$ R n in [6] , функція помилки може бути сконструйована як

$$\mathbf{e}\,(t) = \frac{\partial f(\mathrm{x}\,(t)\,,t)}{\partial \mathbf{x}\,(t)},$$

Шляхом побудови функції Ляпунова:

$$\mathrm{V}\,(\mathrm{t}) = \frac{1}{2}\,\mathrm{e}^{\mathrm{T}}(\mathrm{t})\mathrm{e}(\mathrm{t}),$$

можна зробити висновок, що V (t), очевидно, має позитивну визначеність. Тоді обчислення його похідної за часом призводить до

$$\dot{\mathrm{V}}(\mathrm{t}) = -\gamma \mathrm{e}^{\mathrm{T}}(\mathrm{t})\mathrm{e}\,(\mathrm{t}),$$

яка має негативну визначеність, і ми робимо висновок, що залишкова помилка відповідної моделі ZNN глобально сходиться до нуля. Варто відзначити, що, замінивши визначення функції помилки ***e*** (t), глобальна конвергенція всіх існуючих моделей ZNN безперервного часу може бути проаналізована аналогічним чином. Цей спосіб є домінуючим підходом при аналізі моделей ZNN з безперервним часом і широко вивчений в [6, 5-12].

Доказ засноване на ODE. На додаток до конвергентного діапазону підхід, заснований на ОДУ, може бути використаний для доказу конвергентної швидкості активованих лінійних функцій моделей ZNN. Наприклад, для тієї ж задачі, показаної в [3-6], шляхом вирішення і-й підсистеми проектної формули, т. б. $\dot{\mathrm{e}}(\mathrm{t}) = -\gamma \mathrm{e}\,(\mathrm{t})$, з цього може випливати *e (t) =e* (0) exp *(−γt), де e (0)* - початкове значення *e (t)*. Потім ми робимо висновок, що залишкова помилка моделі ZNN глобально і експоненціально дорівнює нулю. Цей шлях широко вивчений в [3-9].

Доказ, засноване на перетворенні Лапласа. Використовуючи перетворення Лапласа в

$$\dot{\mathrm{e}}(\mathrm{t}) = -\gamma \mathrm{e}\,(\mathrm{t}) \text{ produces}$$
$$\mathrm{se}\,(\mathrm{s}) - \mathrm{e}(0) = -\gamma \mathrm{e}\,(\mathrm{s}),$$

маємо:

$$\mathrm{e}(\mathrm{s}) = \frac{\mathrm{e}(0)}{\mathrm{s}+\gamma},$$

З огляду на *γ > 0* неважко зробити висновок, що може бути застосована теорема про кінцевий значенні. Виходячи з теореми про кінцевий значенні, маємо $\lim_{t\to\infty} e\,(t) = \lim_{s\to 0} se\,(s) = \lim_{s\to 0} \frac{se\,(0)}{s+\gamma} = 0$, що завершує доказ. Цей спосіб є новим підходом і був попередньо вивчений в [5-15].

При проектуванні і побудові моделей ZNN нелінійні функції активації використовуються для прискорення конвергентної швидкості. Як правило, для побудови моделей ZNN часто використовуються наступні: [4 - 8]:

• функція активації енерговиділення:

$$\varphi(e_i) = \sum_0^{\mathrm{N}} e_i^{2N-1},$$

де N > 1.

• функція активації сигмоїда:

$$\varphi(e_i) = \begin{cases} \frac{1+\exp(-\xi)}{1-\exp(-\xi)}\,\frac{1-\exp(-\xi e\,i)}{1+\exp(-\xi e\,i)}, \\ e_i^P, \end{cases}$$
$$\text{if } |e_i| < 1,$$
$$\text{if } |e_i| \geq 1,$$

де *p* - непарне ціле число і *ξ> 0.*

• і функція активації гіперболічного синуса:

$$\varphi(\mathrm{e_i}) = \frac{\exp(\mathrm{e_i\,m})}{2} - \frac{\exp(\mathrm{e_i\,m})}{2},$$

де m - непарне ціле число.

Варто зазначити, що для доказу збіжності цих активованих нелінійних функцій моделей ZNN загальний підхід полягає в побудові функції Ляпунова *V (t) = e*^{T} *(t) e (t) / 2*, а потім обчислити його похідну за часом *V˙ (t),* який менше, ніж у моделі з ZNN з лінійною функцією. Потім ми робимо висновок, що для прискорення швидкості збіжності можна використовувати нелінійну активаційну функцію. Багато існуючі результати в ZNN стосуються того, що функції активації повинні бути безперервними і строго монотонно збільшуватися, що є обмеженням і має бути виправлено в майбутньому.

Висновки

Запропоновано для дискретизації моделей ZNN безперервного часу, особливо для подальшого розширення обсягу кроки в існуючих дискретних результатах ZNN при збереженні високої обчислювальної точності. Цей напрямок тісно пов'язаний з розвитком прикладної математики та обчислювальної математики.

Було показано як побудувати нелінійні функції активації для прискорення швидкості зближення нейронних мереж для вирішення комплекснозначних завдань, залишається відкритою проблемою. Для випадку складних завдань було запропоновано і досліджено безліч нелінійних активацій. Більш того, як отримати умови конвергенції, також має сенс у розвитку обнуління нейронних мереж.

References

1. Liu , Y.-J., Tong , S., Li , D.-J., Gao , Y. (2016) Fuzzy adaptive control with state observer for a class of nonlinear discrete-time systems with input constraint, IEEE Trans. *Fuzzy Syst. 24 (5),* 1147–1158 .

2. Liu , Y.-J., Tong , S. (2015) Adaptive fuzzy identification and control for a class of non- linear pure-feedback MIMO systems with unknown dead zones, IEEE Trans. *Fuzzy Syst. 23 (5),* 1387–1398.

3. Wang , H., Chen , B., Liu , K., Liu , X., Lin , C. (2014) Adaptive neural tracking control for a class of nonstrict-feedback sto-

chastic nonlinear systems with unknown backlash-like hysteresis, IEEE Trans. *Neural Netw. Learn. Syst. 25(5),* 947–958.

4. Liu , Y.-J., Tong , S. (2016) Optimal control-based adaptive NN design for a class of nonlinear discrete-time block-triangular systems, IEEE Trans. *Cybern. 46 (11)*, 2670–2680 .

5. Liu , Y.-J., Li , J. , Tong , S., Chen , C.P. (2016) Neural network control-based adaptive learn- ing design for nonlinear systems with full-state constraints, IEEE Trans. *Neu- ral Netw. Learn. Syst. 27 (7),* 1562–1571 .

6. Li , S. , He , J. , Li , Y. , Rafique , M.U. (2017) Distributed recurrent neural networks for co- operative control of manipulators: a game-theoretic perspective, IEEE Trans. *Neural Netw. Learn. Syst., 28 (2)*, 415–426.

7. Li , S. , Chen , S. , Liu , B. , Li , Y. , Liang , Y. (2012) Decentralized kinematic control of a class of collaborative redundant manipulators via recurrent neural networks, *Neurocomputing, 91*, 1–10.

8. Li , S. , Liu , B. , Li , Y. (2013) Selective positive–negative feedback produces the winner–take-all competition in recurrent neural networks, IEEE Trans. *Neural Netw. Learn. Syst., 24 (2),* 301–309.

9. Zhang , Y. , Guo , D. , Luo , Z. , Zhai , K. , Tan , H. (2016) CP-activated WASD neuronet ap- proach to asian population prediction with abundant experimental verifica- tion, *Neurocomputing, 198,* 48–57 .

10. Luo , X. , Shang , M. (2016) Efficient extraction of non-negative latent factors from high-dimensional and sparse matrices in industrial applications, in: *Proceed- ings of the IEEE 16th International Conference on Data Mining, IEEE,* 311–319 .

11. Huang , Y.-A., You , Z.-H. , Li , X., Chen , X., Hu , P., Luo , X. (2016) Construction of reliable protein–protein interaction networks using weighted sparse representation based classifier with pseudo substitution matrix representation features, *Neu- rocomputing, 218,* 131–138 .

12. Luo , X. , Zhou , M. (2016) Regularizaed extraction of non-negative latent factors from high-dimensional sparse matrices, in: Proceedings of the IEEE In- ternational *Conference on Systems, Man, and Cybernetics, IEEE,* 0 01221–0 01226 .

13. Wang , H. , Liu , P.X. , Liu , S. (2017) Adaptive neural synchronization control for bilat- eral teleoperation systems with time delay and backlash-like hysteresis, *IEEE Trans. Cybern.*

14. Wang , H. , Liu , W., Liu , P.X. , Lam , H. (2016) Adaptive fuzzy decentralized control for a class of interconnected nonlinear system with unmodeled dynamics and dead zones, *Neurocomputing, 214,* 972–980 .

15. Stanimirovi ´c , P.S. , Živkovi ´c , I.S. , Wei , Y. (2015) Recurrent neural network approach based on the integral representation of the Drazin inverse, *Neural Comput., 27 (10),* 2107–2131.

Рецензент: д-р техн. наук, проф. М.Ф. Смирний, Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова, Україна.

Автор: ЗУБЕНКО Денис Юрійович
доцент, к.т.н.
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова
E-mail – Denis04@ukr.net
ID ORCID: http://orcid.org/ 0000-0002-6736-7849

Автори: ЛІНЬКОВ Віктор Васильович
доцент, к.т.н.
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова E-mail – Denis04@ukr.net
ID ORCID: http://orcid.org/ 0000-0003-0246-0513

USE OF NEURAL NETWORKS FOR SOLVING PROBLEMS OF NON-CONNECTING PROBLEMS AND SOLUTION OF COMPOSITE COMPARTMENT EQUATIONS OF ELECTRIC TRANSPORT OPERATION

D. Zubenko, V. Linkov
O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Ukraine

The use of neural networks to solve the problems of insolubility and the solution of complex computational equations becomes a common practice in academic circles and industry. It has been shown that, despite the complexity, these problems can be formulated as a set of equations, and the key is to find zeros from them. Zero Neural Networks (ZNNs), as a class of neural networks specially designed to find zeros of equations, have played an indispensable role in online decision-changing problems over time in recent years, and many fruitful research results have been documented in literature. The purpose of this article is to provide a comprehensive overview of ZNN studies, including ZNN continuous time and discrete time models for solving various problems, and their application in motion planning and superfluous manipulator management, chaotic system tracking, or even population control in mathematical biological sciences. Considering the fact that real-time performance is in demand for time-varying problems in practice, analysis of the stability and convergence of various ZNN models with continuous time is considered in a unified form in detail. In the case of solving the problems of discrete time, procedures are summarized for how to discriminate a continuous ZNN model and methods for obtaining an accuracy decision.

Approaches based on the neural network to address various nodal tasks have attracted considerable attention in many areas. For example, an adaptive fuzzy controller based on a neural network is constructed for a class of nonlinear systems with discrete time with a dead zone with discrete time in. An applied decentralized circuit, based on a neural network, is presented for multiple nonlinear input and multiple output systems (MIMO) using the methods of the reverse step in. Such a scheme guarantees a uniform limiting limit of all signals in a closed system relative to the average square. In order to overcome the structural complexity of the nonlinear feedback structure, uses the method of dividing variables for the decomposition of unknown functions of all state variables into the sum of smooth functions of each dynamic error.

Keywords: *Zero Neural Network, Electric Transport, Numerical Algorithms, Reliable Stability*