

ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ НЕЙРОННЫХ РЕГУЛЯТОРОВ*

А.А. ВОЕВОДА¹, Д.О. РОМАННИКОВ²

¹ 630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, доктор технических наук, профессор кафедры автоматики. E-mail: ucit@ucit.ru

² 630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, кандидат технических наук, доцент кафедры автоматики. E-mail: dmitry.romannikov@gmail.com

Рассматривается применение нейронных сетей для синтеза систем регулирования. Приведены примеры синтеза систем регулирования с использованием методов обучения с подкреплением, при котором задействован вектор состояния. Обсуждается синтез нейронного регулятора для объектов с недоступным вектором состояния: 1) вариант с использованием нейронной сети с рекуррентными обратными связями; 2) вариант с использованием входного вектора ошибок, где каждая ошибка (кроме первой) поступает на вход нейронной сети, проходя через элемент задержки. К недостаткам первого способа относится то, что для такой структуры нейронной сети не удастся применить существующие методы обучения с подтверждением, и для обучения требуется использовать набор данных, полученный, например, от предварительно рассчитанного линейного регулятора. Структура нейронной сети, используемая во втором варианте, позволяет применить методы обучения с подкреплением, но в статье приводится утверждение и его доказательство, что для синтеза системы управления объектами с тремя и более интеграторами нейронная сеть без рекуррентных связей не может быть использована. Приведено применение вышеуказанных структур на примерах синтеза систем управления для объектов $1/s^2$ и $1/s^3$, представленных в дискретном виде.

Ключевые слова: нейронные сети, искусственный интеллект, преобразования, функция активации, pytorch, регуляризация, обучение

ВВЕДЕНИЕ

Применение нейронных регуляторов имеет ряд преимуществ по сравнению с классическими рассчитанными регуляторами. К таким преимуществам можно отнести возможность подстройки значений коэффициентов (обучение), что позволяет оптимизировать уже заданную структуру регулятора или

* Статья получена 11 декабря 2020 г.

синтезировать адаптивные системы, которые могут менять значения коэффициентов при изменении значений параметров объекта.

Построение нейронного регулятора является сложной задачей, которая заключается в выборе структуры нейронной сети, типов нелинейностей, начальных значений параметров процедуры оптимизации (обучения) и других параметров. Отдельная сложность обучения динамических объектов заключается в том, что процедура оптимизации при расходящемся процессе часто может не сходиться из-за расходящейся функции ошибки [1–16].

В статье исследуется применение различных нейронных структур, используемых для синтеза систем управления, для стабилизации динамических объектов, например $1/s^2$ и $1/s^3$.

1. СИНТЕЗ РЕГУЛЯТОРА

Синтез системы управления будет рассмотрен на примере объектов $1/s^2$ и $1/s^3$, в которых для преобразования в дискретный вид необходимо заменить непрерывные интеграторы на дискретные с шагом дискретизации 0,05 секунды.

Рассмотрим процедуру синтеза нейронного регулятора с использованием векторов состояния объектов. В этом случае имеет смысл применять методы обучения с подтверждением (например, *Deep Deterministic Policy Gradient*) [10], так как вектор состояния однозначно определяет объект (состояние объекта в терминах марковского процесса). При этом на вход нейронной сети подается вектор состояния и уставка. Для обеспечения управления объектом в заданном диапазоне уставок рекомендуется использовать нелинейности с линейной частью, например, функции ограничителя, которые имеют вид $y = \{-1, x < -1; 1, x > 1; \text{иначе } x\}$, что обеспечивает нейронному регулятору поведение, близкое к симметричному. Применяя вышепредставленное для объекта $1/s^3$, получим переходный процесс на рис. 1. При этом используется нейронная сеть из четырех нейронов во входном слое (3 нейрона для вектора состояния и один для уставки), 3 нейрона с нелинейностью ограничителя в скрытом слое и один нейрон с функцией гипертангенса в выходном слое. При моделировании функция награды задавалась выражением $1 - \text{abs}(v - y)$, где v – ставка, y – выходное значение объекта, abs – функция модуля.

Представленный на рис. 1 переходный процесс содержит два графика: выход объекта y , который стабилизируется около уставки 1, и управление u , которое в установившемся режиме имеет значение, близкое к нулю.

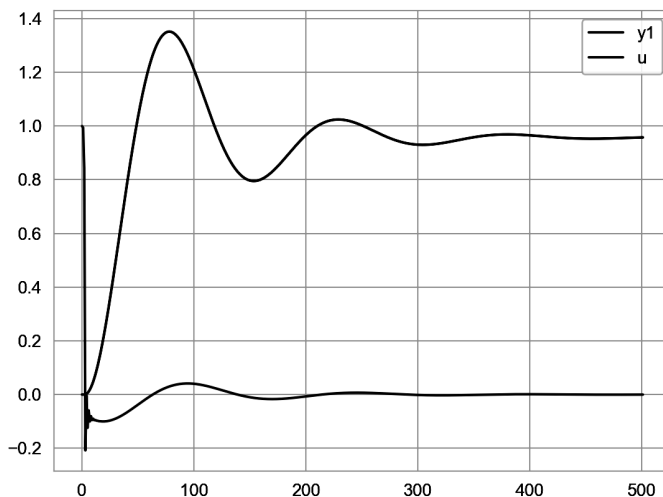


Рис. 1. График переходного процесса для объекта $1/s^3$ (при моделировании в дискретном виде) с нейронной системой управления и доступным вектором состояния (по оси x – шаги моделирования, один шаг равен 0,05 с)

Использование вектора состояния не всегда является возможным. При этом его отсутствие может быть решено различными способами (например, использованием наблюдателей для его оценки и в дальнейшем – использованием вектора оценки значений состояния, а не его реальных значений). Более предпочтительными являются системы регулирования, которые используют только сигнал ошибки. Далее рассмотрим использование нейронных сетей для синтеза регуляторов без использования вектора состояния.

При использовании только сигнала ошибки синтезировать регулятор можно несколькими способами, в частности, при помощи структурной схемы нейронной сети, представленной на рис. 2.

В структуре нейронной сети на рис. 2 на входной слой подается сигнал ошибки и сигналы с выходов для имитации блоков задержки в классическом регуляторе. Для обучения такой структуры нельзя применить алгоритмы обучения с подтверждением, так как состояние (или его оценка) неизвестно.

Другая возможная структура нейронной сети с использованием только сигналов ошибки показана на рис. 3.

В представленной на рис. 3 структуре на входной слой нейронной сети подаются сигналы ошибки. Причем на первый нейрон сигнал ошибки подает-

ся без задержек, а далее на последующие входные нейроны с возрастающей задержкой: на i -й нейрон поступает сигнал e / z^{i-1} .

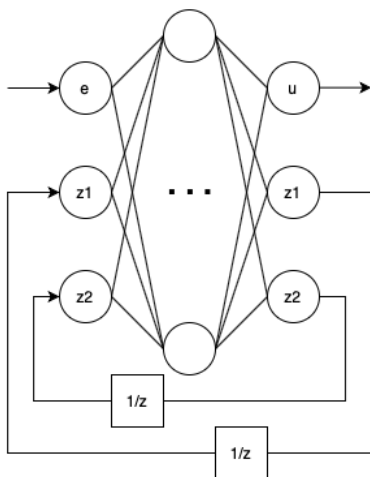


Рис. 2. Структура нейронной сети с рекуррентными связями

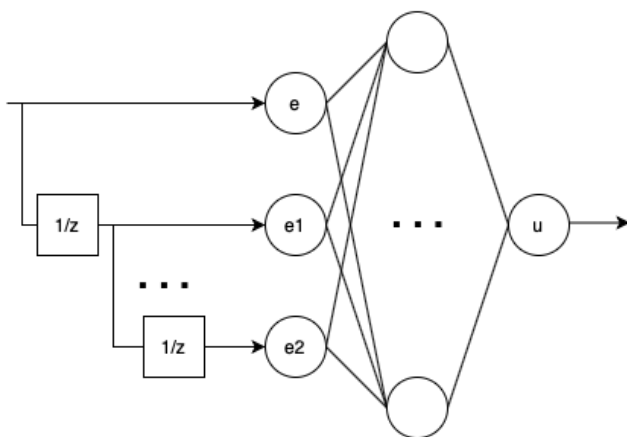


Рис. 3. Структура нейронной сети без рекуррентных связей

Гипотеза. Для синтеза системы управления объектами с тремя и более интеграторами нейронная сеть, структура которой представлена на рис. 3, не может быть использована, так как она не содержит рекуррентных связей.

Рассмотрим применение нейронной сети со структурой на рис. 3 к объекту $1/s^2$. В скрытом слое (четыре нейрона) применены нелинейные функции ограничителей (*hardtanh*), а в выходном слое (один нейрон) функция гипертангенса (*tanh*). Сформируем выражение для выходного значения. На вход нейронной сети подаются следующие значения:

$$e_0;$$

$$e_1 = \frac{1}{z} e_0;$$

$$e_2 = \frac{1}{z} e_1 = \frac{1}{z^2} e_0.$$

Для нейрона в скрытом слое значение формируется как

$$f(w_0 e_0 + w_1 e_1 + w_2 e_2),$$

где f – функция ограничителя; w_i – весовые коэффициенты; e_i – входные сигналы. Выходной сигнал нейронной сети вычисляется как

$$u = \tanh(w_{20}a_0 + w_{21}a_1 + w_{22}a_2) = \tanh\left(e_0\left(a + b\frac{1}{z} + c\frac{1}{z^2}\right) + \dots\right),$$

где w_{2i} – весовые коэффициенты во втором слое; a_i – входные сигналы нейронов в скрытом слое; a, b, c – неизвестные коэффициенты нейронной сети; z – оператор Лапласа (дискретное преобразование).

Заменив функции f и \tanh на линейные, передаточные функции можно представить как

$$W_{\text{пер}}(z) = \frac{az^2 + bz + c}{z^2}.$$

Передаточная функция объекта имеет вид

$$W_{\text{об}}(z) = \frac{1}{(z-1)^2}.$$

Передаточная функция разомкнутой системы

$$W_{\text{раз}}(z) = W_{\text{рег}}(z)W_{\text{об}}(z) = \frac{az^2 + bz + c}{z^4 - 2z^3 + z^2}.$$

Получим характеристический полином замкнутой системы (ХПЗС)

$$z^4 - 2z^3 + z^2 + az^2 + bz + c,$$

представляющий собой выражение, в котором старшей степенью является четвертая с тремя свободными коэффициентами. Таким образом, исходя из полученного выражения ХПЗС в линейной системе, можно сделать вывод, что нейронной сети без обратных связей недостаточно для синтеза регулятора. Однако с практической точки зрения использование нелинейностей позволяет получить переходный процесс, приведенный на рис. 4.

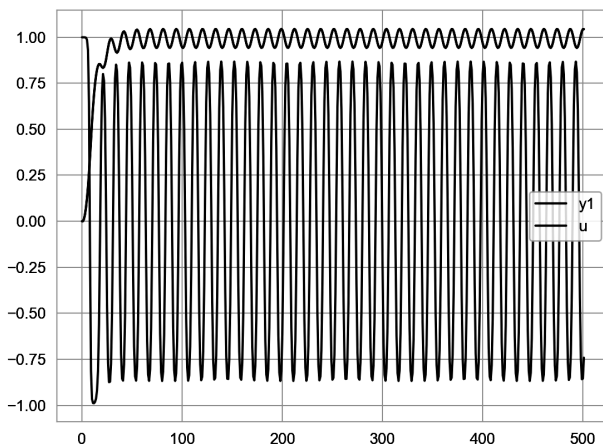


Рис. 4. График переходного процесса для объекта $1/s^2$ (при моделировании в дискретном виде) с нейронной системой управления, структура которой приведена на рис. 3 (по оси x – шаги моделирования, один шаг равен 0,05 с)

Переходный процесс (рис. 4) получен при помощи нейронного регулятора с тремя нейронами во входном слое, четырьмя нейронами с функцией активации ограничителя в скрытом слое и одним нейроном с функцией активации

гипертангенса в выходном слое. Для объекта $1/s^3$ практические эксперименты не дали положительного результата синтеза системы управления.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье исследуются вопросы построения систем регулирования на нейронах на примерах объектов $1/s^2$ и $1/s^3$, представленных в дискретном виде. Рассмотрен вариант построения системы регулирования для объектов с доступным вектором состояния, при котором имеет смысл использовать методы обучения с подкреплением (в частности, в статье использован метод *Deep Deterministic Policy Gradient*). В результате синтезирован нейронный регулятор, позволяющий задавать уставку для регулирования объектом в заданном диапазоне.

Для объектов с недоступным вектором состояния обсуждается две структуры нейронной сети (с рекуррентными связями и без них). В статье приведено утверждение и его доказательство, что для синтеза системы управления объектами с тремя и более интеграторами нейронная сеть без рекуррентных связей не может быть использована.

Дальнейшим направлением исследования является применение других типов нейронов, в частности *LSTM* и/или *GRU*, для синтеза систем управления рассматриваемыми объектами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Bishop C.* Pattern recognition and machine learning. – New York: Springer, 2007. – 738 p. – (Information science and statistics).
2. *Richert W., Coelho L.* Building machine learning systems with Python. – Birmingham: Packt Publ., 2013. – 290 p.
3. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.* The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – 2nd ed. – New York: Springer, 2013. – 745 p. – (Springer series in statistics).
4. *Lantz B.* Machine learning with R. – Birmingham: Packt Publ., 2013. – 396 p.
5. *Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A.* Foundations of machine learning. – Cambridge, MA: MIT Press, 2012. – 432 p. – (Adaptive computation and machine learning series).
6. *Conway D., White J.M.* Machine learning for hackers. – Sebastopol, CA: O'Reilly, 2012. – 324 p.

7. Welcome to the Deep Learning tutorial. – URL: <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/> (accessed: 18.03.2021).
8. *Haykin S.* Neural networks: a comprehensive foundation. – New York: Mac-Millan Publ., 1994. – 1104 p.
9. *Романников Д.О.* О преобразовании сети Петри в нейронную сеть // Сборник научных трудов НГТУ. – 2016. – № 4 (86). – С. 98–103.
10. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep learning. – Cambridge: MIT Press, 2016. – 800 p.
11. *Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E.* ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012). – Lake Tahoe, Nevada, 2012. – P. 1090–1098.
12. *Graves A., Mohamed A., Hinton G.* Speech recognition with deep recurrent neural networks // Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2013. – Vancouver, Canada, 2013. – P. 6645–6649.
13. *Deng L., Hinton G.E., Kingsbury B.* New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: an overview // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal (ICASSP). – Vancouver, BC, Canada, 2013. – P. 8599–8603. – DOI: 10.1109/ICASSP.2013.6639344.
14. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Синтез нейронной сети для решения логико-арифметических задач // Труды СПИИРАН. – 2017. – Вып. 5 (54). – С. 205–223.
15. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Синтез нейронной сети для реализации рекуррентного метода наименьших квадратов // Научный вестник НГТУ. – 2018. – № 3 (72). – С. 33–42. – DOI: 10.17212/1814-1196-2018-3-33-42.
16. *Воевода А.А., Шоба Е.В.* Стабилизация трехмассовой системы: модальный метод синтеза в пространстве состояний с наблюдателем пониженного порядка // Сборник научных трудов НГТУ. – 2010. – № 4 (62). – С. 13–24.

Воевода Александр Александрович, доктор технических наук, профессор кафедры автоматики Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – управление многоканальными объектами. Имеет более 300 публикаций. E-mail: ucit@ucit.ru

Романников Дмитрий Олегович, кандидат технических наук, доцент кафедры автоматики Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – нейронные сети, сети Петри. Имеет более 60 публикаций. E-mail: dmitry.romannikov@gmail.com

DOI: 10.17212/2307-6879-2021-1-53-63

On the use of neural regulators*

A.A. Voevoda¹, D.O. Romannikov²

¹Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, doctor of technical sciences, professor of the Automation Department. E-mail: ucit@ucit.ru

²Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, candidate of technical sciences, associate professor of the Automation Department. E-mail: dmitry.romannikov@gmail.com

The application of neural networks for the synthesis of control systems is considered. Examples of synthesis of control systems using methods of reinforcement learning, in which the state vector is involved, are given. And the synthesis of a neural controller for objects with an inaccessible state vector is discussed: 1) a variant using a neural network with recurrent feedbacks; 2) a variant using the input error vector, where each error (except for the first one) enters the input of the neural network passing through the delay element. The disadvantages of the first method include the fact that for such a structure of a neural network it is not possible to apply existing learning methods with confirmation and for training it is required to use a data set obtained, for example, from a previously calculated linear controller. The structure of the neural network used in the second option allows the application of reinforcement learning methods, but the article provides a statement and its proof that for the synthesis of a control system for objects with three or more integrators, a neural network without recurrent connections cannot be used. The application of the above structures is given on examples of the synthesis of control systems for objects $1/s^2$ and $1/s^3$ presented in a discrete form.

Keywords: neural networks, artificial intelligence, transformation, activation function, pytorch, regularization, training

REFERENCES

1. Bishop C. *Pattern recognition and machine learning. Information science and statistics*. New York, Springer, 2007. 738 p.
2. Richert W., Coelho L. *Building machine learning systems with Python*. Birmingham, Packt Publ., 2013. 290 p.
3. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. Springer series in statistics. New York, Springer, 2013. 745 p.
4. Lantz B. *Machine learning with R*. Birmingham, Packt Publ., 2013. 396 p.

* Received 11 December 2020.

5. Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A. *Foundations of machine learning. Adaptive computation and machine learning series*. Cambridge, MA, MIT Press, 2012. 432 p.
6. Conway D., White J.M. *Machine learning for hackers*. Sebastopol, CA, O'Reilly, 2012. 324 p.
7. *Welcome to the Deep Learning tutorial*. Available at: <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/> (accessed 18.03.2021).
8. Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. New York, Mac-Millan Publ., 1994. 1104 p.
9. Romannikov D.O. O preobrazovanii seti Petri v neironnuyu set' [The formation of the correlated noises]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2016, no. 4 (86), pp. 98–103.
10. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p.
11. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012)*, Lake Tahoe, Nevada, 2012, pp. 1097–1105.
12. Graves A., Mohamed A., Hinton G. Speech recognition with deep recurrent neural networks. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2013*, Vancouver, Canada, 2013, pp. 6645–6649.
13. Deng L., Hinton G.E., Kingsbury B. New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: an overview. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal (ICASSP)*, Vancouver, BC, Canada, 2013, pp. 8599–8603. DOI: 10.1109/ICASSP.2013.6639344.
14. Voevoda A.A., Romannikov D.O. Sintez neironnoi seti dlya resheniya logiko-arifmeticheskikh zadach [Synthesis of neural network for solving logical-arithmetic problems]. *Trudy SPIIRAN = SPIIRAS proceedings*, 2017, iss. 5 (54), pp. 205–223.
15. Voevoda A.A., Romannikov D.O. Sintez neironnoi seti dlya realizatsii rekurrentnogo metoda naimen'shikh kvadratov [Synthesis of a neural network for the implementation of the recursive leastsquares method]. *Nauchnyi vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Science bulletin of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 3 (72), pp. 33–42. DOI: 10.17212/1814-1196-2018-3-33-42.
16. Voevoda A.A., Shoba E.V. Stabilizatsiya trekhmassovoi sistemy: modal'nyi metod sinteza v prostranstve sostoyanii s nablyudatelem ponizhenno go poryadka

[Stabilisation of three-mass system: a modal method of synthesis in state space with reduced-order observer]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* = *Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2010, no. 4 (62), pp. 13–24.

Для цитирования:

Воевода А.А., Романников Д.О. Об использовании нейронных регуляторов // Сборник научных трудов. – 2021. – № 1 (100). – С. 53–63. – DOI: 10.17212/2307-6879-2021-1-53-63.

For citation:

Voevoda A.A., Romannikov D.O. Ob ispol'zovanii neironnykh regul'yatorov [On the use of neural regulators]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* = *Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2021, no. 1 (100), pp. 53–63. DOI: 10.17212/2307-6879-2021-1-53-63.