

АВТОМАТИЧЕСКОЕ УПРАВЛЕНИЕ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ

УДК681.513

DOI: 10.17212/2307-6879-2020-3-7-16

СТРУКТУРНЫЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА С РЕКУРРЕНТНЫМ ТИПОМ СЕТИ*

А.А. ВОЕВОДА¹, В.И. ШИПАГИН²

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

² 630087, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, аспирант кафедры автоматики. E-mail: shipagin@mail.ru

Усложнение объектов регулирования, а также повышение требований к производительности используемых регуляторов приводит к усложнению применяемых нейросетевых регуляторов. В качестве одного из усложнений можно считать появление обратных связей в регуляторе, т. е. переход от сетей прямого распространения к рекуррентным. Одной из проблем при их использовании является настройка весовых коэффициентов методами, основанными на вычислении градиентов (например, метод обратного распространения ошибки, метод Левенберга–Марквардта и т. д.). Она проявляется во внезапно «исчезающем» или «взрывающемся» градиенте, а значит, в прекращении процесса обучения сети. Целью настоящей статьи является выработка предложений по решению некоторых проблем настройки весовых коэффициентов для рекуррентной нейросети. В качестве методов для достижения обозначенной цели применяются структурные преобразования архитектуры рекуррентной нейросети для приведения ее к виду сети прямого распространения. При этом происходит некоторое увеличение сложности ее архитектуры. Для сетей прямого распространения методы, основанные на вычислении обратных градиентов, могут применяться без модификации. В дальнейшем планируется повысить производительность регулирования системы с помощью преобразованного нейрорегулятора, а именно уменьшить перерегулирование системы, и после некоторых усложнений структуры использовать ее для регулирования нелинейного объекта.

Ключевые слова: нейрорегулятор, система управления, многоканальная система, архитектура нейронной сети, рекуррентные нейросети, обучение нейросети, структурные преобразования нейрорегулятора

* Статья получена 01 сентября 2020 г.

ВВЕДЕНИЕ

Для моделирования временных рядов в 1980-х годах был предложен рекуррентный тип нейронной сети [1–3]. Основное отличие этой архитектуры от сети прямого распространения состоит в том, что в ней допускается наличие связей между скрытыми единицами, связанными с задержкой во времени. Это свойство дает возможность сохранять информацию о прошлых входных данных, а значит, позволяет выявлять временные зависимости между событиями, которые, возможно, находятся далеко друг от друга.

В настоящей работе рассматривается регулятор, действующий на систему «перевернутый маятник». Полученная архитектура предполагает наличие обратных связей. Это означает, что имеем дело с архитектурой рекуррентной нейронной сети. Однако при ее настройке возникают проблемы. Вопросы настройки рекуррентных нейронных сетей широко описаны в современной литературе [4–8]. Эта проблема описывается как проблема внезапно «исчезающих» или «взрывающихся» градиентов.

В ходе исследования получено подтверждение обозначенных проблем. Через несколько итераций градиенты принимали значение *inf* либо нечисловое значение *NaN*. Так, согласно документации Matlab, может обозначаться бесконечное значение и значения, не являющиеся вещественными и комплексными числами соответственно [9]. После чего процесс настройки обрывается.

Настоящая работа посвящена попытке решения вышеуказанного вопроса, а именно переходу от рекуррентного типа сети к сети прямого распространения с помощью некоторых структурных преобразований. Сеть прямого распространения более легко обучается.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В качестве объекта для регулирования взят классический пример – «перевернутый маятник на тележке». Более подробно этот объект описан в статьях [10, 11]. Используется в линейном варианте. Линеаризованный вариант рассчитан при $\theta = 0$ и $\dot{\theta} = 0$.

В статье [10] используются следующие уравнения движения «перевернутого маятника»:

$$\left(1 - \frac{ml}{M_t L}\right) \ddot{s} + \frac{ml}{M_t L} g \theta = \frac{1}{M_t} u, \quad (1)$$

$$\left(1 - \frac{ml}{M_t L}\right) \ddot{\theta} - \frac{g}{L} \theta = -\frac{1}{M_t L} u. \quad (2)$$

Структурная схема объекта показана на рис. 1.

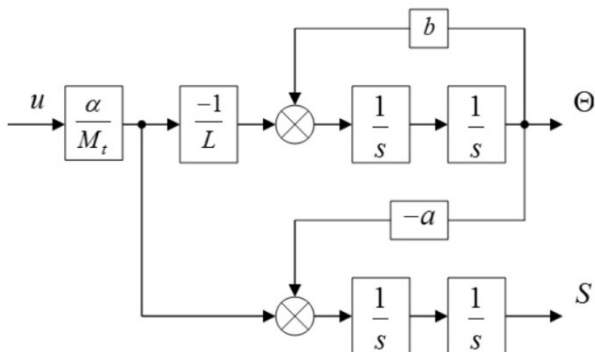


Рис. 1. Структурная схема объекта

Так как в этом объекте один вход (управляющее воздействие на тележку маятника u) и два выхода объекта – регулируемые величины (положение тележки S и угол отклонения маятника Θ), то он относится к многомерным. Объект является неустойчивым.

Для регулирования объекта используется дискретный регулятор с шагом дискретизации 0,05 с. Структурная схема выглядит следующим образом (рис. 2).

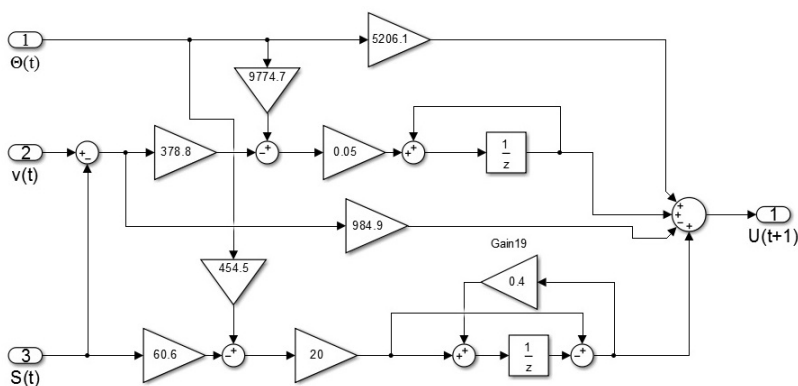


Рис. 2. Структурная схема дискретного регулятора

В качестве входов используются: $\Theta(t)$ – информация об угле отклонения маятника, $v(t)$ – задающее воздействие на положение тележки маятника, $S(t)$ – информация о положении тележки с маятником. Выход регулятора – управляющее воздействие на объект $u(t+1)$.

Используя сумматоры, коэффициенты усиления и звенья запаздывания, нейросетевой вариант структуры принимает следующий вид (рис. 3).

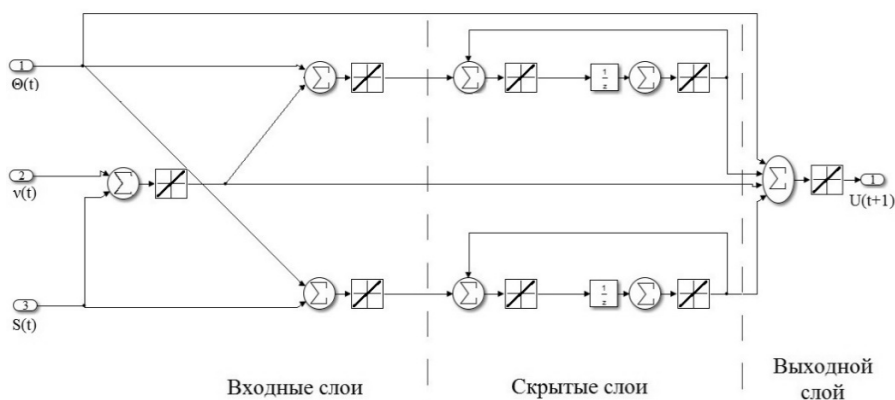


Рис. 3. Нейросетевая архитектура регулятора

Нейросеть, так же как и дискретный регулятор, содержит 3 входа и один выход. Архитектура представлена пятью слоями. В качестве функций активации используются линейные. Смещения не используются. Как видим, нейросетевой вариант содержит обратные связи, а значит, относится к типу рекуррентных нейросетей.

В следующем разделе статьи будет показана проблема обучения рекуррентной нейронной сети, а также предложен один из способов решения этой проблемы.

2. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА

Если в качестве весовых коэффициентов возьмем блоки усиления структурной схемы дискретного регулятора, то добьемся производительности на уровне дискретного регулятора.

Переходные процессы дискретного и нейросетевого регулятора идентичные (рис. 4).

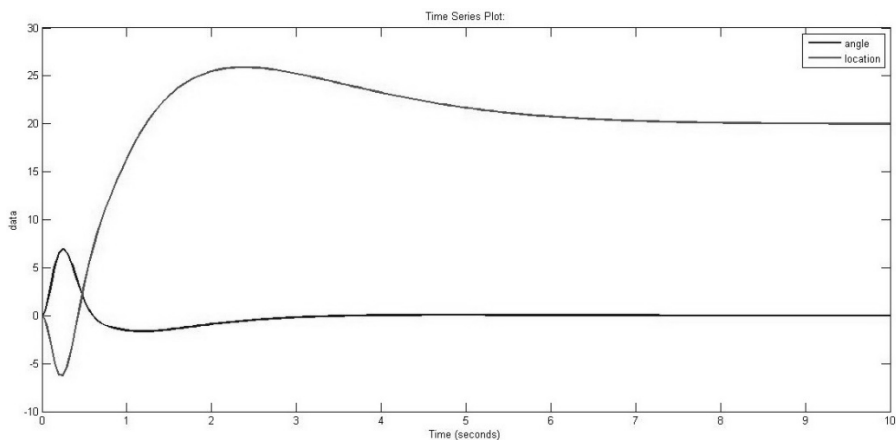


Рис. 4. Переходные процессы дискретного и нейросетевого регуляторов

Как показано в статье [12], для дальнейшей оптимизации производительности регулятора (а именно уменьшения уровня перерегулирования) нужно изменение обучающей выборки в сторону увеличения данных о статическом состоянии объекта и настройка весовых коэффициентов по этой обучающей выборке. Таким образом, приходим к выводу о том, что нам необходима настройка весовых коэффициентов.

При настройке рекуррентной нейросети средствами Matlab возникает проблема «исчезающих» или «взрывающихся» градиентов. Это приводит к приостановке процедуры обучения без достижения необходимого уровня производительности нейрорегулятора.

В качестве решения этой проблемы предлагается переход к сети прямого распространения (рис. 5). Выход нейронов из четвертого слоя, используемый для передачи значений в нейроны третьего слоя, предлагается перенаправить на выход регулятора (*Out1*, *Out2*). Вход в нейроны третьего слоя предлагается брать из вновь введенных входов регулятора (*Input1*, *Input2*). Таким образом, для каждой обратной связи из структуры, представленной на рис. 3, в преобразованной структуре на рис. 5 происходит добавление одного входа и одного выхода.

Структурная схема преобразованного нейрорегулятора будет выглядеть следующим образом (рис. 5).

Обратные связи выведены за пределы регулятора и будут учитываться в структуре «регулятор – объект».

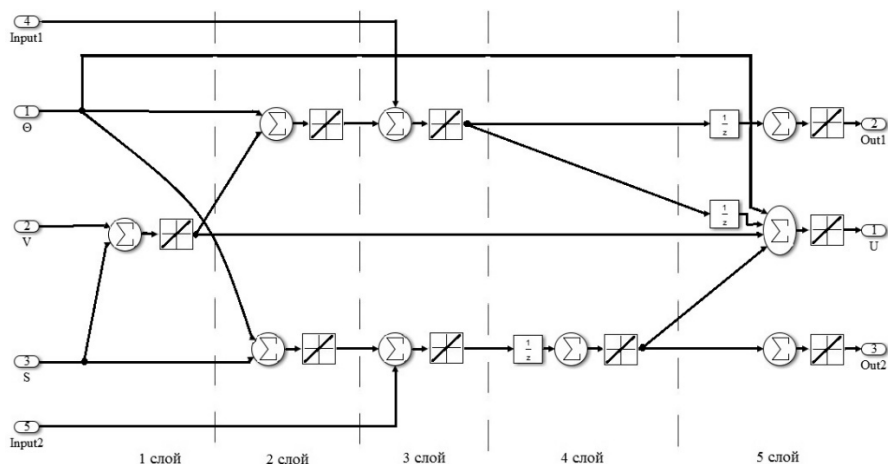


Рис. 5. Структурная схема преобразованного нейрорегулятора без обратных связей

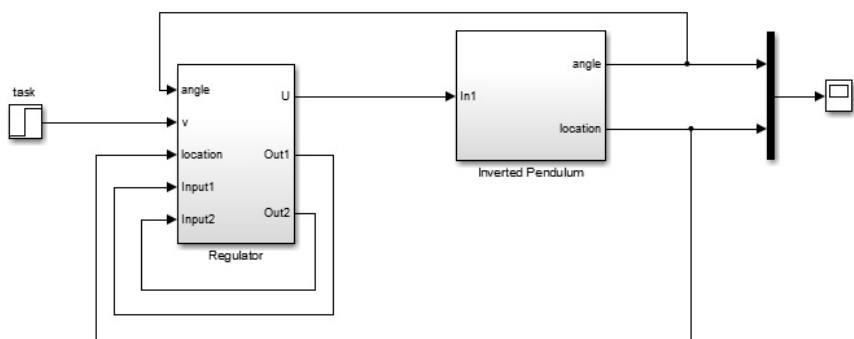


Рис. 6. Структурная схема «регулятор – объект» с обратными связями за пределами регулятора

Переходные процессы нейрорегулятора и преобразованного нейрорегулятора совпадают. Значит, структурные преобразования схемы не повлияли на его производительность. Однако в преобразованном варианте структурной схемы нейрорегулятора нет обратных связей, а значит, имеем дело с сетью прямого распространения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На примере системы «перевернутый маятник на тележке» осуществлено управление заданными параметрами с помощью классического и нейросетевого регуляторов.

Одна из причин, по которой сделан выбор в сторону нейросетевого регулирования, связана со способностью оптимизации его производительности по сравнению с классическим регулятором (например, в сторону уменьшения перерегулирования системы).

Для увеличения производительности регулятора с применением нейронной сети необходимо ее дообучение. Однако при обучении нейрорегулятора возникают сложности в связи с наличием обратных связей в ее структуре. Значения градиента принимают либо слишком большие, либо слишком малые.

В настоящей статье был показан один из способов перехода от рекуррентной архитектуры сети к структуре прямого распространения (т. е. не содержащей обратные связи). Это преобразование позволяет применять методы оптимизации, основанные на градиентном спуске.

В дальнейших работах планируется рассмотреть нелинейную структуру объекта «перевернутый маятник на тележке» и попытаться применить для ее управления регулятор с использованием нейронной сети.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.* Learning representations by back-propagating errors // *Nature*. – 1986. – Vol. 323 (6088). – P. 533–536.
2. *Elman J.* Finding structure in time // *Cognitive Science*. – 1990. – Vol. 14 (2). – P. 179–211.
3. *Werbos P.J.* Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model // *Neural Networks*. – 1988. – Vol. 1 (4). – P. 339–356.
4. *Bengio Y., Simard P., Frasconi P.* Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1994. – Vol. 5 (2). – P. 157–166.
5. *Pascanu R., Mikolov T., Bengio Y.* On the difficulty of training Recurrent Neural Networks. – URL: <https://arxiv.org/abs/1211.5063> (accessed: 10.03.2021).
6. *Arjovsky M., Shah A., Bengio Y.* Unitary evolution Recurrent Neural Networks. – URL: <https://arxiv.org/abs/1511.06464> (accessed: 10.03.2021).
7. *Doya K.* Bifurcations of recurrent neural networks in gradient descent learning // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1993. – Vol. 1. – P. 75–80.

8. *Werbos P.J.* Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model // *Neural Networks*. – 1988. – Vol. 1 (4). – P. 339–356.
9. Документация к программному продукту Matlab. – URL: https://docs.exponenta.ru/matlab/matlab_prog/infinity-and-nan.html (дата обращения: 10.03.2021).
10. *Воевода А.А., Шоба Е.В.* Управление перевернутым маятником // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2012. – № 2 (68). – С. 3–14.
11. *Шипагин В.И.* Различные подходы к решению задачи перевернутого маятника // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2019. – № 2 (95). – С. 18–27. – DOI: 10.17212/2307-6879-2019-2-18-27.
12. *Шипагин В.И.* Нейросетевая реализация регулятора для устойчивого объекта // *Сборник научных трудов НГТУ*. – 2019. – № 3–4 (96). – С. 53–63. – DOI: 10.17212/2307-6879-2019-3-4-53-63.

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

Шипагин Виктор Игоревич, аспирант кафедры автоматики Новосибирского государственного технического университета. В настоящее время специализируется в области синтеза систем управления техническими системами. E-mail: shipagin@mail.ru.

DOI: 10.17212/2307-6879-2020-3-7-16

Structural transformations of a neural network controller with a recurrent network type*

A.A. Voevoda¹, V.I. Shipagin²

¹*Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, D. Sc. (Eng.), professor. E-mail: ucit@ucit.ru*

²*Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, the post-graduate student of Department "Automatics". E-mail: shipagin@mail.ru*

The complexity of the objects of regulation, as well as the increase in the requirements for the productivity of the applied regulators, leads to the complexity of the applied neural network regulators. One of the complications is the appearance of feedback loops in the regulator. That is, the transition from direct distribution networks to recurrent ones. One of the problems when using them is setting up weight coefficients using methods based on gradient calculation (for example, the error propagation method, the Levenberg-Marquardt method, etc.). It manifests itself in a suddenly "disappearing" or "exploding" gradient, which means that the learning process of the network stops.

The purpose of this article is to develop proposals for solving some problems of configuring the weight coefficients of a recurrent neural network.

As methods for achieving this goal, structural transformations of the architecture of a recurrent neural network are used to bring it to the form of a direct distribution network. At the same time, there is a slight increase in the complexity of its architecture. For networks of direct distribution methods based on the computation of the inverse gradient can be used without modification.

In the future, it is planned to increase the performance of regulating the system with the help of a converted neuro-regulator, namely, to reduce the over-regulation of the system and, after some complications of the structure, use it to regulate a nonlinear object.

Keywords: neuroregulator, control system, multi-channel system, neural network architecture, recurrent neural networks, neural network training, structural pre-formations of the neuroregulator

REFERENCES

1. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 1986, vol. 323 (6088), pp. 533–536.
2. Elman J. Finding structure in time. *Cognitive Science*, 1990, vol. 14 (2), pp. 179–211.
3. Werbos P.J. Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, 1988, vol. 1 (4), pp. 339–356.
4. Bengio Y., Simard P., Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, vol. 5 (2), pp. 157–166.

* Received 01 September 2020.

5. Pascanu R., Mikolov T., Bengio Y. *On the difficulty of training Recurrent Neural Networks*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1211.5063> (accessed 10.03.2021).
6. Arjovsky M., Shah A., Bengio Y. Unitary evolution Recurrent Neural Networks. Available at: <https://arxiv.org/abs/1511.06464> (accessed 10.03.2021).
7. Doya K. Bifurcations of recurrent neural networks in gradient descent learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, vol. 1, pp. 75–80.
8. Werbos P.J. Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, 1988, vol. 1 (4), pp. 339–356.
9. *Dokumentatsiya k programmnomu produktu Matlab* [Documentation for the software product Matlab]. Available at: https://docs.exponenta.ru/matlab/matlab_prog/infinity-and-nan.html (accessed 10.03.2021).
10. Voevoda A.A., Shoba E.V. Upravlenie perevernutym mayatnikom [Management of the inverted pendulum]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2012, no. 2 (68), pp. 3–14.
11. Shipagin V.I. Razlichnye podkhody k resheniyu zadachi perevernutogo mayatnika [Different approaches to solving the inverted pendulum problem]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2019, no. 2 (95), pp. 18–27. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-2-18-27.
12. Shipagin V.I. Neurosetevaya realizatsiya regul'yatora dlya ustoychivogo ob"ekta [Neural network implementation of a controller for a stable object]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2019, no. 3–4 (96), pp. 53–63. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-3-4-53-63.

Для цитирования:

Воевода А.А., Шипагин В.И. Структурные преобразования нейросетевого регулятора с рекуррентным типом сети // Сборник научных трудов НГТУ. – 2020. – № 3 (98). – С. 7–16. – DOI: 10.17212/2307-6879-2020-3-7-16.

For citation:

Voevoda A.A., Shipagin V.I. Strukturnye preobrazovaniya neurosetevogo regul'yatora s rekurrentnym tipom seti [Structural transformations of a neural network controller with a recurrent network type]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2020, no. 3 (98), pp. 7–16. DOI: 10.17212/2307-6879-2020-3-7-16.