

УДК 519.24

ИССЛЕДОВАНИЕ РАБОТЫ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ПЕРЕВЕРНУТЫМ МАЯТНИКОМ*

Д.О. РОМАННИКОВ

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

Применение нейронных сетей для решения задач различной направленности приобрело достаточно большую популярность в последнее время. В том числе нейронные сети применяются в задачах обучения с подкреплением в качестве системы управления, в которых обучение происходит за счет взаимодействия со средой. Статья посвящена анализу задачи управления перевернутым маятником, для которой исследуются такие аспекты, как избыточность используемой нейронной сети, т. е. одной из задач является поиск более оптимальной формы нейронной сети, однозначности решения. Кроме того, в статье приводится объяснение и обоснование выбора количества слоев в используемой нейронной сети. Установлено, что в используемой нейронной сети можно удалить до трети настраиваемых коэффициентов (нейронов), при этом сохранив устойчивость системы как свидетельство ее избыточности. Дана интерпретация синтеза нейронной сети, которая ранее не встречалась, а именно: нейронная сеть является классификатором, в котором скрытый слой выделяет признаки для перемещения тележки, а выходной слой является агрегатором, который по полученным признакам выдает управляющий сигнал. Данная интерпретация позволила обоснованно дать объяснение размеру скрытого слоя нейронной сети и в результате сократить количество нейронов с 128 до 16, что может быть критично для встраиваемых систем, а также уменьшить время обучения с 2600 эпох (в среднем) до 1300.

Ключевые слова: нейронные сети, сети Петри, искусственный интеллект, преобразование, функция активации, keras, регуляризация, обучение

DOI: 10.17212/2307-6879-2018-1-95-103

* Статья получена 27 октября 2017 г.

ВВЕДЕНИЕ

Использование нейронных сетей [1–10] для решения задач разнообразного спектра сегодня находит все большее распространение. Нейронные сети применяются для решения задачи из серии обучения с подкреплением, где одной из базовых задач является задача создания системы управления перевернутым маятником. В статье [1] задача анализируется с точки зрения избыточности используемой нейронной сети, т. е. одной из задач является поиск более оптимальной формы нейронной сети, и однозначности решения.

1. ОПИСАНИЕ ЗАДАЧИ

Задача обратного маятника (рис. 1) заключается в разработке системы стабилизации системы, состоящей из передвижной тележки (на рисунке изображена черным цветом), на которой располагается маятник (вертикальный стержень). Маятник крепится на шарнире и может вращаться на 360 градусов. На тележку могут действовать две силы (слева и справа), при воздействии которых тележка передвигается горизонтально. Основной задачей является разработка системы, которая удерживает стержень в вертикальном положении.

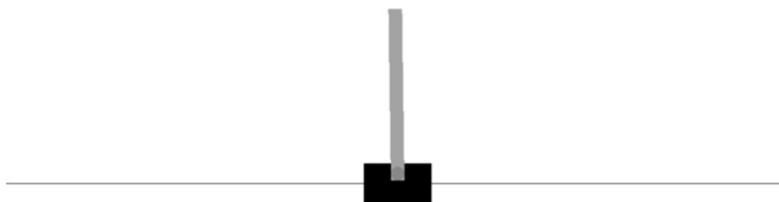


Рис. 1. Иллюстративное представление задачи перевернутого маятника

Один из способов решения данной задачи рассмотрен в работе [1]. Он основан на применении нейронных сетей в качестве системы управления, которая принимает решение о выборе направления воздействия на тележку. Далее в статье будет проанализирован предлагаемый в работе [1] метод.

Данная система управления взаимодействует с внешней средой и в результате такого взаимодействия получает вектор параметров, в котором содержится текущее состояние среды. Полученный вектор является входной информацией для нейронной сети. Выходной слой нейронной сети содержит два нейрона, которые представляют сигналы движения влево и вправо. Далее управляющие сигналы с нейронной сети поступают опять в среду. Моделирование задачи выполняется дискретно, т. е. на одном шаге моделирования выполняется вычисление управляющих сигналов нейронной сети, обработка полученных сигналов средой и получение нового вектора состояния среды.

2. АНАЛИЗ ПОСТАВЛЕННОЙ ЗАДАЧИ

Применяемая в работе [1] нейронная сеть содержит 4 входных нейрона (по числу элементов в векторе состояния среды), 128 нейронов в скрытом слое и 2 нейрона в выходном слое (по числу управляющих сигналов). Обучение вышеприведенной сети выполняется методом стохастической оптимизации (*Adam*).

Исследование избыточности используемой нейронной сети выполнялось следующим образом: 1) нейронная сеть обучалась предлагаемым в [1] методом; 2) на основании посчитанной нормы векторов параметров слоев нейронной сети (для первого слоя норма равняется 19.67, для второго – 5.59) и средних значений элементов (для первого слоя – 0.59, для второго – 0.25) были значения параметров нейронной сети с абсолютным значением менее 0.1. В результате этих действий работа обученной нейронной сети (с измененными параметрами) практически не изменилась, т. е. нейронная сеть продолжала удерживать перевернутый маятник. Количество измененных элементов в нейронной сети составляло 64 и 79 соответственно, или 12.5 % и 30.8 % в процентном соотношении. Результат данного эксперимента явно свидетельствует о значительной избыточности используемой нейронной сети.

В исследуемой задаче параметры нейронной сети инициализировались одинаковыми значениями, и при случайно задаваемых начальных условиях среды нейронная сеть сходилась к одним и тем же значениям параметров.

При использовании различных значений начальных условий нейронная сеть сходится к различным значениям параметров. На основании этого можно сделать вывод о неоднозначности решаемой задачи. Кроме того, была замечена особенность, заключающаяся в том, что при определенных начальных условиях (полученных путем равномерного распределения в диапазоне от 0 до 1) обучение нейронной сети не завершалось. Данный факт можно отне-

сти к существенному недостатку используемого метода решения поставленной задачи.

На рис. 2 и 3 представлены графики состояния среды и управления (нижний). При этом на графике управления значение «-2» соответствует перемещению влево, а значение «-3» – перемещению вправо.

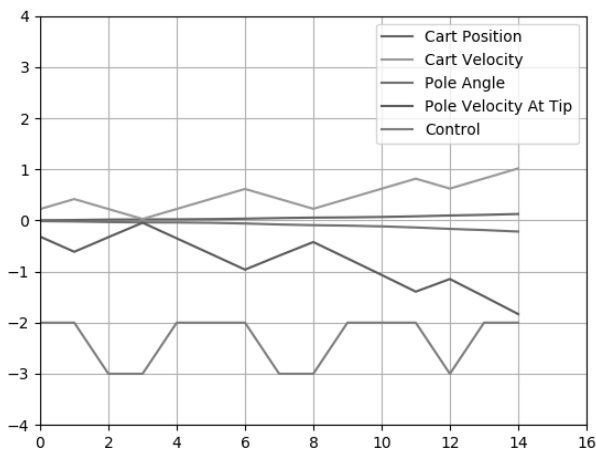


Рис. 2. Графики состояния и управления не обученной нейронной сети

Из графиков видно, что изначально нейронная сеть не в состоянии управлять перевернутым маятником – маятник падает после 16 итераций. При этом видно, что положение тележки и угол наклона маятника расходятся на графике. При обученной нейронной сети маятник удерживается в вертикальном положении, и при этом видно, что управление практически все время чередуется для удержания маятника, а графики положения и угла наклона не расходятся.

По полученным наблюдениям можно сделать вывод, что используемую нейронную сеть можно трактовать как классификатор, который выбирает направление перемещения в зависимости от диапазона входных значений (диапазон входных значений можно условно разделить на несколько поддиапазонов, например, «мало», «среднее», «много»). Таким образом, можно сформировать структуру нейронной сети, в которой каждый из входных параметров поступает на скрытый слой (например, если входной диапазон разделить на три поддиапазона – «малые значения», «средние значения», «высокие значения») для определения признака необходимости движения влево или

вправо. Далее выделенные признаки должны поступить на агрегирующие нейроны выходного слоя. Таким образом, при выделении трех поддиапазонов в скрытом слое нейронной сети необходим 81 (3^4) нейрон. Так как в используемой среде выполняется дискретное управление, то вместо трех поддиапазонов можно использовать два, что сокращает количество нейронов в скрытом слое до 16 (2^4). При этом скорость обучения нейронной сети возросла практически в два раза (с 2600 до 1300 эпох).

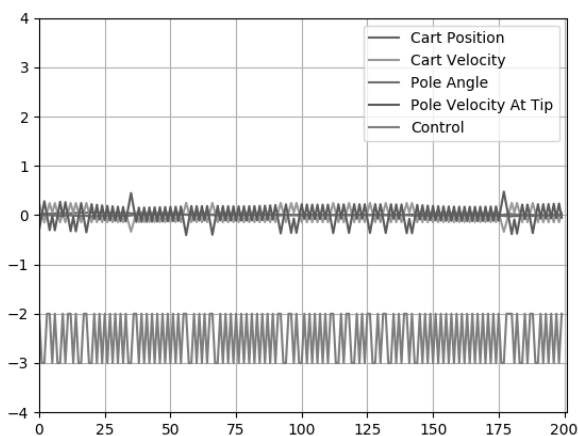


Рис. 3. Графики состояния и управления обученной нейронной сети

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье [1] анализируется задача управления обратным маятником с помощью использования нейронной сети, которая при взаимодействии со внешней средой формирует управляющие сигналы для перемещения тележки влево или право. В ходе анализа было установлено, что используемая нейронная сеть является избыточной: при занулении до трети наименьших по модулю параметров нейронная сеть продолжала удерживать обратный маятник. Также была дана интерпретация синтеза нейронной сети, которая ранее не встречалась, а именно: нейронная сеть является классификатором, где скрытый слой выделяет признаки для перемещения тележки, а выходной слой является агрегатором, который по полученным признакам выдает управляющий сигнал. Данная интерпретация позволила обоснованно дать объяснение размеру скрытого слоя нейронной сети и в результате сократить количество нейронов со

128 до 16, что может быть критично для встраиваемых систем, а также уменьшить время обучения.

Кроме того, было замечено, что объект управления представляет собой динамическую систему, в состав которой входит два интегрирующих звена, а используемая нейронная сеть содержит один скрытый нейронный слой. Таким образом, нейронная сеть может трактоваться как система с двумя интеграторами, где роль первого интегратора выполняет скрытый слой, а второго – выходной слой.

В ходе анализа исследуемой задачи было отмечено, что решение задачи содержит множество экстремумов, к которым сходится нейронная сеть. Также был выявлен существенный недостаток подхода из работы [1], который заключается в том, что существуют начальные условия, при которых нейронная сеть не обучается. Однако разработка решения данного недостатка является темой отдельного исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. PyTorch examples [Electronic resource]. – URL: <https://github.com/pytorch/> (accessed: 25.04.2018).
2. *Bishop C.* Pattern recognition and machine learning. – New York: Springer, 2007. – 738 p. – (Information science and statistics).
3. *Richert W., Coelho L.* Building machine learning systems with Python. – Birmingham: Packt Publ., 2013. – 290 p.
4. *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).
5. *Lantz B.* Machine learning with R. – Birmingham: Packt Publ., 2013. – 396 p.
6. *Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A.* Foundations of machine learning. – Cambridge, MA: MIT Press, 2012. – 432 p. – (Adaptive computation and machine learning series).
7. *Conway D., White J.M.* Machine learning for hackers. – Sebastopol, CA: O'Reilly, 2012. – 324 p.
8. Welcome to the Deep Learning tutorial [Electronic resource]. – URL: <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/> (accessed: 25.04.2018).
9. *Haykin S.* Neural networks: a comprehensive foundation. – New York: Mac-Millan Publ., 1994. – 1104 p.
10. Романников Д.О. О преобразовании сети Петри в нейронную сеть // Сборник научных трудов НГТУ. – 2016. – № 4 (86). – С. 98–103.

11. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. – Cambridge, MA: MIT Press, 2016.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems: NIPS 12. – Lake Tahoe, Nevada, 2012. – P. 1097–1105.
13. 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.
14. Deng L., Hinton G.E., Kingsbury B. New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: an overview // Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2013. – Vancouver, Canada, 2013.

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

Investigation of the work of neural networks on the example of the problem of the control of the back panel *

D.O. Romannikov

Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marks Avenue, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, candidate of Technical Sciences, associate professor of the automation department. E-mail: dmitry.romannikov@gmail.com

The use of neural networks for solving problems of various orientations has become quite popular recently. Including neural networks are used in learning tasks with reinforcement as a management system, in which learning occurs through interaction with the environment. The article is devoted to the analysis of the control problem of an inverted pendulum, for which such aspects as redundancy of the used neural network are investigated, i.e. one of the tasks is to search for a more optimal form of a neural network; uniqueness of the solution. In addition, the article explains and justifies the choice of the number of layers in the neural network used. In the work it is established that the neural network used can be brought to a third of the least so that the network will continue to hold the reverse pendulum, which indicates its redundancy. There was also the interpretation of synthesizing neural network, which the authors have not previously encountered, namely, the neural network is a classifier, which identifies the

* Received 27 October 2017.

hidden layer characteristics for the peremescheniya trolley, and the output layer is an aggregator, which is featured on the received outputs the control signal. This interpretation allowed to reasonably explain the size of the hidden layer of the neural network and, as a result, to reduce the number of neurons from 128 to 16, which can be critical for embedded systems, and also reduce the learning time from 2600 epochs (on average) to 1300.

Keywords: neural networks, Petri nets, artificial intelligence, transformation, activation function, keras, regularization, training

DOI: 10.17212/2307-6879-2018-1-95-103

REFERENCES

1. *PyTorch examples*. Available at: <https://github.com/pytorch/examples> (accessed 25.04.2018).
2. Bishop C. *Pattern recognition and machine learning. Information science and statistics*. New York, Springer, 2007. 738 p.
3. Richert W., Coelho L. *Building machine learning systems with Python*. Birmingham, Packt Publ., 2013. 290 p.
4. 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.
5. Lantz B. *Machine learning with R*. Birmingham, Packt Publ., 2013. 396 p.
6. Mohri M., Rostamizadeh A., Talwalkar A. *Foundations of machine learning. Adaptive computation and machine learning series*. Cambridge, MA, MIT Press, 2012. 432 p.
7. Conway D., White J.M. *Machine learning for hackers*. Sebastopol, CA, O'Reilly, 2012. 324 p.
8. *Welcome to the Deep Learning tutorial*. Available at: <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/> (accessed 25.04.2018).
9. Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. New York, MacMillan Publ., 1994. 1104 p.
10. Romannikov D.O. O preobrazovanii seti Petri v neironnuyu set' [On the transformation of Petri nets in neural network]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2016, no. 4 (86), pp. 98–103.
11. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MA, MIT Press, 2016.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems: NIPS 12*, Lake Tahoe, Nevada, 2012, pp. 1097–1105.

13. 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.

14. Deng L., Hinton G.E., Kingsbury B. New types of deep neural network learning for speech recognition and related applications: an overview. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2013*, Vancouver, Canada, 2013.

Для цитирования:

Романников Д.О. Исследование работы нейронных сетей на примере задачи управления обратным маятником // Сборник научных трудов НГТУ. – 2018. – № 1 (91). – С. 95–103. – doi: 10.17212/2307-6879-2018-1-95-103.

For citation:

Romannikov D.O. Issledovanie raboty neironnykh setei na primere zadachi upravleniya obratnym mayatnikom [Investigation of the work of neural networks on the example of the problem of the control of the back panel]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 1 (91), pp. 95–103. doi: 10.17212/2307-6879-2018-1-95-103.