

## ПРИМЕР РЕШЕНИЯ МИНИМАКСНОЙ ЗАДАЧИ ПРЕСЛЕДОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ\*

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*

При разработке систем, основанных на использовании нейронных сетей, часто возникают проблемы с выбором конкретной модели нейронной сети. В статье приводится реализация системы для задачи максимизации времени «убегания» управляемого объекта от «догоняющего» объекта в ограниченном поле с препятствиями. Используется метод, заключающийся в построении конечного автомата на основании декомпозиции исходной задачи, в котором каждому состоянию соответствует своя нейронная сеть, а смена состояний выполняется на основании определения событий для их смены. Согласно вышеприведенному методу выделены три состояния: 1) начальное состояние, в котором на основании информации с поля координат определяются «безопасные» координаты на поле (т. е. координаты такой позиции, куда убегающий объект может переместиться быстрее догоняющего объекта и в дальнейшем перемещаться вокруг какого-либо препятствия в поле) для последующего перемещения; 2) состояние, в котором выполняется перемещение от начальных координат в заданную на поле позицию; 3) состояние, в котором выполняется перемещение вокруг препятствия в поле. В статье реализованы три нейронные сети, соответствующие каждому из вышеприведенных состояний. В силу того, что каждая из декомпозированных задач сама по себе является достаточно простой, то для их решения были использованы сети прямого распространения с одним скрытым слоем. В итоге нейронные сети состояли из 100 нейронов во входном слое, 70 нейронов в скрытом, двух – в выходном для определения безопасных координат и четырех – в выходном слое для формирования управляющих сигналов. Обучение выполнялось при помощи метода Adam с коэффициентом обучения 0.001 на сгенерированных для каждого состояния обучающих примерах.

**Ключевые слова:** нейронные сети, конечный автомат, искусственный интеллект, преобразования, функция активации, keras, регуляризация, обучение

---

\* Статья получена 21 декабря 2017 г.

## **ВВЕДЕНИЕ**

В настоящее время нейронные сети [1–8] приобрели высокую популярность из-за возможности их обучения для решения задач, решение которых путем построения алгоритмов является затруднительным. К таким задачам можно отнести рассматриваемую в работе [9] задачу «убегания» объекта от «охотника», которую предлагается решать при помощи импульсных нейронных сетей, основанных на модели «ключ–порог». В статье предлагается решение вышеприведенной задачи при помощи метода построения нейронной сети, основанного на декомпозиции исходной задачи и построении более простых в обучении нейронных сетей для решения каждой из подзадач [10–19].

## **ПОСТАНОВКА И РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ**

В решаемой задаче в поле, которое представляется матрицей  $10 \times 10$  элементов, присутствует объект, задача которого догнать убегающий от него второй объект. Первый будем называть «охотником». В статье рассматривается построение нейронной сети для управления убегающим объектом, для которого доступны четыре команды перемещения: влево/вверх/вправо/вниз. На каждом такте оба объекта перемещаются синхронно. Объект охотника будет двигаться оптимально, т. е. по пути наименьшего расстояния до убегающего объекта в графе поля. Фактом того, что объект охотника догнал убегающий объект, будем считать совпадение координат их после совершения перемещений обоими объектами.

Согласно [10], где предлагается использовать способ разбивания исходной задачи на группу подзадач с последующей реализацией нейронной сети для каждой из подзадач, представим поставленную задачу в виде конечного автомата со следующими состояниями: 1) исходное состояние, в котором убегающий объект определяет позицию на поле, в которую он считает необходимым переместиться для предотвращения встречи с объектом «охотник»; 2) состояние перемещения, в котором убегающий объект передвигается в определенную в состоянии 1 позицию; 3) состояние, в котором убегающий объект перемещается вокруг объекта препятствия.

Рассмотрим построение нейронных сетей для вышеприведенных состояний. Результатом исполнения нейронной сети является позиция, рядом с которой убегающий объект может убежать от объекта «охотник». Архитектура этой сети представлена на рис. 1. Она является сетью прямого распространения с одним скрытым слоем. Для обучения данной нейронной сети использовались сгенерированные примеры, в которых выбирались координаты таких позиций, рядом с которыми находились укрытия и можно было

скрыться за ними от объекта «охотник». Обучение выполнялось на 1000 примерах по 128 перемешанных примеров в одной выборке для обучения (*batch*) в течение 10 000 эпох. Валидация выполнялась на 50 примерах после каждой эпохи.

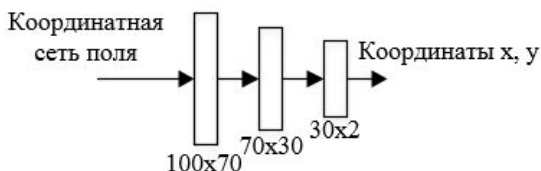


Рис. 1. Архитектура нейронной сети для определения координат для последующего перемещения

Структура нейронной сети для выполнения перемещения из начальной позиции в позицию, полученную в результате исполнения нейронной сети на предыдущем этапе, представлена на рис. 2. Данная нейронная сеть также представляет собой сеть прямого распространения с одним скрытым слоем. Обучение выполнялось на 5000 сгенерированных примерах, основанных на поиске перемещения по кратчайшему пути в графе, в течение 100 эпох.

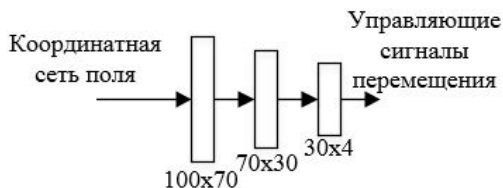


Рис. 2. Архитектура нейронной сети для определения управляющих сигналов для перемещения в состояниях 2 и 3

Структура нейронной сети для реализации третьего состояния совпадает со структурой нейронной сети на рис. 2. Данная нейронная сеть, как и предыдущие две сети, представляет собой сеть прямого распространения с одним скрытым слоем. Ее обучение выполнялось на 5000 сгенерированных примерах в течение 100 эпох.

В качестве метода обучения был выбран *Adam* с коэффициентом обучения 0.001. Также для определения позиции для перемещения (нейронная сеть, соответствующая состоянию 1) использовалась целевая функция (*loss function*)

ошибки среднего квадратического отклонения, для остальных нейронных сетей – функция перекрестной энтропии (*cross entropy*).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассматривается пример реализации системы, цель которой максимизировать время убегания управляемого объекта от догоняющего объекта в ограниченном поле. Используется предложенный в работе [10] метод, заключающийся в реализации нейронной сети для каждой части декомпозированной задачи. Согласно вышеприведенному методу выделены три состояния: 1) начальное состояние, в котором на основании информации с поля координат определяются «безопасные» координаты на поле (т. е. координаты такой позиции, куда убегающий объект может переместиться быстрее догоняющего объекта и в дальнейшем перемещаться вокруг какого-либо препятствия в поле) для последующего перемещения; 2) состояние, в котором выполняется перемещение от начальных координат в заданную на поле позицию; 3) состояние, в котором выполняется перемещение вокруг препятствия в поле.

В статье приведены реализации нейронных сетей для каждого из состояний. В силу того, что каждая из декомпозированных задач сама по себе является достаточно простой, то для их решения достаточно использования нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем.

## 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. – 2<sup>nd</sup> 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 [Electronic resource]. – URL: <http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/> (accessed: 26.06.2018).

8. *Haykin S.* Neural networks: a comprehensive foundation. – New York: MacMillan Publ., 1994. – 1104 p.

9. *Малявко А.А., Гаерилов А.В.* Импульсная нейронная сеть на основе модели «ключ–порог» // Интеллектуальный анализ сигналов, данных и знаний: методы и средства: сборник статей Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, Новосибирск, 14–17 октября 2017 г. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2017. – С. 325–330.

10. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Нейронные сети в системах с последовательно выполняемыми действиями // Интеллектуальный анализ сигналов, данных и знаний: методы и средства: сборник статей Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, Новосибирск, 14–17 октября 2017 г. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2017. – С. 306–310.

11. *Трошина Г.В., Воевода А.А.* Параметрическая идентификация многоканального объекта на основе итерационного метода наименьших квадратов // 21 Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2018): сборник докладов, Санкт-Петербург, 23–25 мая 2018 г.: в 2 т. – СПб.: СПбГЭТУ ЛЭТИ, 2018. – Т. 1. – С. 595–598.

12. *Troshina G.V., Voevoda A.A.* The iterative procedure modeling for the dynamic parameters estimation at the active identification task // Siberian symposium on data science and engineering (2017 SSDSE): proceedings, Akademgorodok, Novosibirsk, 12–13 April 2017. – Novosibirsk: IEEE, 2017. – P. 80–83.

13. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Синтез нейронной сети на основе сети Петри для задач движения и стабилизации строя группы беспилотных летательных аппаратов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2018. – № 2. – С. 26–33.

14. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep learning. – Cambridge, MA: MIT Press, 2016.

15. *Воевода А.А., Романников Д.О.* Асинхронный алгоритм сортировки массива чисел с использованием ингибиторных сетей Петри // Труды СПИИРАН. – 2016. – Вып. 48. – С. 198–213.

16. *Воевода А.А., Шоба Е.В.* О разрешимости задачи автономизации многоканальной системы // Сборник научных трудов НГТУ. – 2010. – № 2 (60). – С. 9–16.

17. *Воевода А.А., Марков А.В., Романников Д.О.* Разработка программного обеспечения: проектирование с использованием UML диаграмм и сетей Петри на примере АСУ ТП водонапорной станции // Труды СПИИРАН. – 2014. – Вып. 3 (34). – С. 218–231.

18. Марков А.В., Воевода А.А. Развитие системы «Перемещение манипулятора в пространстве с препятствиями» при помощи рекурсивных функций // Автоматика и программная инженерия. – 2013. – № 2 (4). – С. 35–41.

19. Воевода А.А., Шоба Е.В. Управление перевернутым маятником // Сборник научных трудов НГТУ. – 2012. – № 2 (68). – С. 3–14.

**Романников Дмитрий Олегович**, кандидат технических наук, доцент кафедры автоматки Новосибирского государственного технического университета. Основное направление научных исследований – нейронные сети, сети Петри. Имеет более 50 публикаций. E-mail: dmitry.romannikov@gmail.com

DOI: 10.17212/2307-6879-2018-2-108-116

## **An example of solving a minimax pursuit problem using neural networks\***

**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*

In the development of systems based on the use of neural networks, there are often problems with the choice of a particular neural network model. The article presents the implementation of the system for the task of maximizing the "runaway" time of a controlled object from a "catch-up" object in a restricted field with obstacles. We use a method consisting in constructing a finite automaton on the basis of decomposition of the initial problem, in which each state corresponds to its own neural network, and state changes are performed based on the definition of events for their replacement. According to the above method, three states are distinguished: 1) the initial state in which, based on the information from the coordinate field, the "safe" coordinates on the field are defined (ie, the coordinates of the position where the evader can move faster than the catching object and then move around any obstacle in the field) for subsequent movement; 2) the state in which the displacement from the initial coordinates to the position set on the field is performed; 3) the state in which the movement around the obstacle in the field is performed. Three neural networks corresponding to each of the above states are realized in the article. Due to the fact that each of the decomposed tasks in itself is quite simple, then for the solution they used direct propagation networks with one hidden lay-

---

\* Received 21 December 2017.

er. As a result, neural networks consisted of 100 neurons in the input layer, 70 neurons in the concealed and 2 in the output to determine the safe coordinates, and 4 in the output to generate the control signals. The training was carried out using the Adam method with a training coefficient of 0.001 on the training examples generated for each state.

**Keywords:** neural networks, finite state machine, artificial intelligence, transformation, activation function, keras, 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*. 2<sup>nd</sup> ed. *Springer series in statistics*. New York, Springer, 2013. 745 p.
4. Lantz B. *Machine learning with R*. Birmingham, Packt Publ., 2013. 396 p.
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 26.06.2018).
8. Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. New York, MacMillan Publ., 1994. 1104 p.
9. Malyavko A.A., Gavrilov A.V. [Spiking neural network based on “key-threshold” model]. *Intellektual'nyi analiz signalov, dannykh i znanii: metody i sredstva* [Intellectual analysis of signals, data and knowledge: methods and means], Novosibirsk, 14–17 October 2017, pp. 325–330. (In Russian).
10. Voevoda A.A., Romannikov D.O. [Neural networks in systems with sequential actions]. *Intellektual'nyi analiz signalov, dannykh i znanii: metody i sredstva* [Intellectual analysis of signals, data and knowledge: methods and means], Novosibirsk, 14–17 October 2017, pp. 306–310. (In Russian).
11. Troshina G.V., Voevoda A.A. [Parametric identification of a multi-channel object based on the iterative least-squares method]. *21 Mezhdunarodnaya konferentsiya po myagkim vychisleniyam i izmereniyam (SCM-2018)* [21 International

Conference on Soft Computing and Measurements (SCM-2018)], St. Petersburg, 23–25 May 2018, pp. 595–598. (In Russian).

12. Troshina G.V., Voevoda A.A. The iterative procedure modeling for the dynamic parameters estimation at the active identification task. *Siberian symposium on data science and engineering (2017 SSDSE): proceedings*, Akademgorodok, Novosibirsk, 12–13 April 2017, pp. 80–83.

13. Voevoda A.A., Romannikov D.O. Sintez neironnoi seti na osnove seti Petri dlya zadach dvizheniya i stabilizatsii stroya gruppy bespilotnykh letatel'nykh apparatov [Synthesis of a neural network based on the petri network for the tasks of movement and stabilization of the formation of a group of unmanned aerial vehicles]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika – Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, Computer Science and Informatics*, 2018, no. 2, pp. 26–33.

14. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MA, MIT Press, 2016.

15. Voevoda A.A., Romannikov D.O. Asinkhronnyi algoritm sortirovki massiva chisel s ispol'zovaniem ingibitornykh setei Petri [Asynchronous sorting algorithm for array of numbers with the use of inhibitory Petri nets]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*, 2014, iss. 3 (34), pp. 218–232.

16. Voevoda A.A., Shoba E.V. O razreshimosti zadachi avtonomizatsii mnogokanal'noi sistemy [About diagonally decoupling for multi-input multi-output systems]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2010, no. 2 (60), pp. 9–16.

17. Voevoda A.A., Markov A.V., Romannikov D.O. Razrabotka programmno-go obespecheniya: proektirovanie s ispol'zovaniem UML diagramm i setei Petri na primere ASU TP vodonapornoj stantsii [Software development: software design using UML diagrams and Petri nets for example automated process control system of pumping station]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS proceedings*, 2014, iss. 3 (34), pp. 218–231.

18. Markov A.V., Voevoda A.A. Razvitie sistemy "peremeshchenie manipulyatora v prostranstve s prepyatstviyami" pri pomoshchi rekursivnykh funktsii [Development of the system "moving the manipulator in the obstacle space" with the help of recursive functions]. *Avtomatika i programmaya inzheneriya – Automatics & Software Enginery*, 2013, no. 2 (4), pp. 35–41.



19. 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.

Для цитирования:

Романников Д.О. Пример решения минимаксной задачи преследования с использованием нейронных сетей // Сборник научных трудов НГТУ. – 2018. – № 2 (92). – С. 108–116. – doi: 10.17212/2307-6879-2018-2-108-116.

For citation:

Romannikov D.O. Primer resheniya minimaksnoi zadachi presledovaniya s ispol'zovaniem neuronnykh setei [An example of solving a minimax pursuit problem using neural networks]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 2 (92), pp. 108–116. doi: 10.17212/2307-6879-2018-2-108-116.