

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ РОБОТА

В.Х. Пшихопов

Южный федеральный университет
Россия, 347900, Таганрог, ул. Шевченко, 2
E-mail: pshichop@rambler.ru

М.Ю. Медведев

Южный федеральный университет
Россия, 347900, Таганрог, ул. Шевченко, 2
E-mail: medvmihal@sfedu.ru

М.А. Васильева

Южный федеральный университет
Россия, 347900, Таганрог, ул. Шевченко, 2
E-mail: marv@sfedu.ru

Ключевые слова: планирование движения, нейронная сеть, управление движением.

Аннотация: Рассматривается интеллектуальная система управления, обеспечивающая автономное перемещение колесного робота в неопределенной двумерной среде. Верхний уровень, осуществляющий планирование, реализован на нейронной сети глубокого обучения. Предложена структура сети, позволяющая декомпозировать задачу планирования на задачи принятия решения о необходимости маневра и выбора направления обхода препятствия. Это позволяет упростить процесс обучения нейронной сети. Нижний уровень реализован в виде гибридной системы, включающей коррекцию траектории движения, с учетом выработанной нейронной сетью направления, и алгоритм ухода от столкновений, построенный на базе неустойчивых режимов. Проведено моделирование, в результате которого получены оценки качества системы управления. Показаны преимущества каскадной сети относительно традиционной сети. Представлены результаты экспериментов, подтверждающие работоспособность системы управления. Предложено классифицировать среду функционирования по сложности текущей ситуации, в зависимости от необходимости маневра. Среда классифицируется на классы сложности, число которых зависит от количества каскадов сети, используемых для обхода препятствия.

1. Введение

Первой сетью глубокого обучения, примененной для решения задачи распознавания символов, является сверточная нейронная сеть [1]. В настоящее время сети глубокого обучения используются в задачах распознавания текстов [2] и объектов [3], навигации [4], понимания сцен [5], переноса выученных закономерностей в другие области [6]. Перспективными направлениями развития нейросетевых систем являются исследования, связанные с технологиями обучения с подкреплением, с использованием баз знаний и программ логического вывода, оперативного дообучения.

В работе [7] рассматривается адаптивная нейросетевая следящая система управления вертолетом при наличии параметрических и функциональных неопределенностей.

Вопросы обеспечения устойчивости и обучения нейронных сетей в системах автоматического управления также подробно рассмотрены в работе [8].

В [9] представлен алгоритм обучения для динамических рекуррентных нейронных сетей Эльмана, основанный на оптимизации частиц роя. Разработан новый метод управления, в котором нейросетевой идентификатор выполняет идентификацию скорости ультразвукового двигателя.

Применение нейронных сетей в качестве регуляторов движения требует высокой степени надежности, которая достигается при больших объемах обучающих выборок. Здесь исследуется система управления, созданная с использованием каскадов сетей глубокого обучения. При этом предлагается такая структура, которая позволяет формировать число каскадов нейронной сети, соответствующее текущей оценке ситуации.

2. Постановка задачи

Рассматривается прямоугольная область размерами $L_x \times L_y$ (рис. 1), на которой случайным образом задается текущее и желаемое положения робота и препятствия. Препятствия представлены заштрихованными окружностями. Каждое препятствие характеризуется координатами центра окружности (x_p, y_p) и радиусом r_p .

Ставится задача разработать обучающуюся систему планирования движения, которая автоматически осуществляет прокладку и отработку пути из текущего положения (x, y) в желаемое положение (x_c, y_c) таким образом, чтобы избежать столкновения с препятствиями. При этом обучающая система должна вырабатывать признак сложности ситуации и изменять структуру планировщика в зависимости от текущей ситуации.

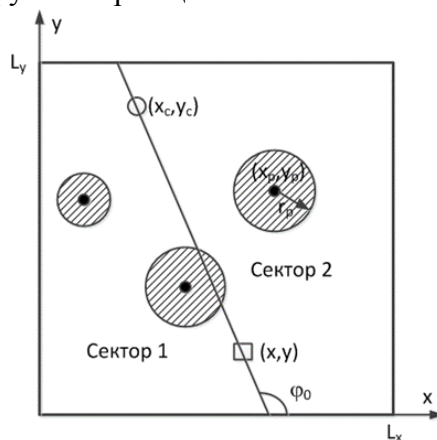


Рис. 1. Область функционирования робота.

3. Структура обучающейся системы планирования движения

Решение поставленной задачи осуществляется на базе каскадной нейронной сети, обучение которой производится в рамках структуры, представленной на рис. 2. Ситуация S_i в виде плоского изображения (рис. 1) поступает в виде картинки на нейронную сеть, состоящую из n каскадов. Задача первого каскада определить ситуацию, в которой требуется выполнять маневр. Маневр – изменение курса робота. Первая нейронная сеть формирует параметр C_1 , который равен нулю, если робот должен двигаться прямо на цель. Если $C_1 = 1$, то робот должен выполнить маневр.



Рис. 2. Структура интеллектуальной обучающейся системы.

При $C_1 = 1$ в процессе планирования задействуются последующие каскады нейронной сети. Задачей каскада 2 является определение сектора, в котором осуществляется маневр. Признак C_2 равен 1, если требуется осуществлять маневр в сектор 1 (маневр влево, рис. 1), и C_2 равен -1 , если требуется маневр в сектор 2 (маневр вправо, рис. 1). Таким образом, каскад 2 нейронной сети ограничивает маневр по углу рысканья в пределах от φ_0 до $\varphi_0 + \pi$ для сектора 1, и от φ_0 до $\varphi_0 - \pi$ для сектора 2.

Каскадная структура позволяет упростить классификацию ситуации до двух классов в каждом каскаде, что позволяет повысить точность обучения нейронной сети.

Таким образом, для каждой ситуации нейронная сеть формирует совокупность признаков C_1, C_2, \dots, C_n , которая поступает в систему управления. В системе управления осуществляется планирование траектории робота в выбранном нейронной сетью секторе, одним из известных способов [12].

4. Результаты численных исследований и эксперимента

Результаты моделирования интеллектуальной гибридной системы управления роботом с нейросетевым планировщиком и алгоритмом обхода препятствий, использующим неустойчивые режимы движения [10], представлены на рис. 3. Численные параметры, характеризующие качество системы управления, представлены в таблице 1.

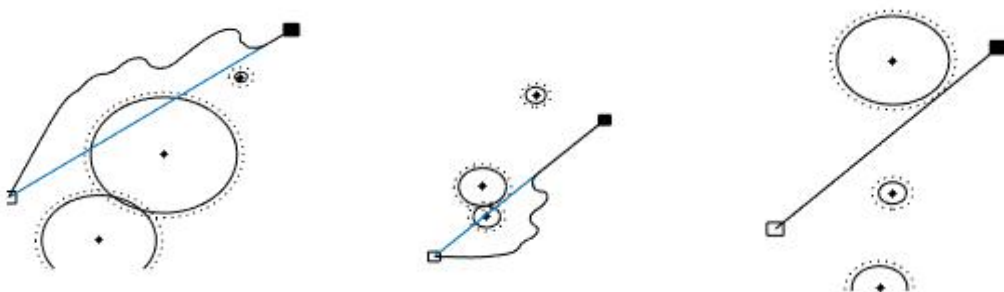


Рис. 3. Результаты моделирования системы управления.

Для сравнения в таблице 1 также приведены результаты работы системы управления с использованием нейронной сети, состоящей из одного каскада, который класси-

фицирует текущую ситуацию на три класса: маневр влево; маневр не нужен; маневр вправо. Структура нейронной сети соответствует рис. 6. Обучающая выборка совпадает с выборкой, использованной для обучения каскадной сети. Как видно из таблицы 1, предложенная каскадная сеть имеет точность принятия правильных решений на 10 % выше, чем сеть с одним каскадом.

Таблица 1. Численные оценки качества системы управления.

Параметр	Каскад из нейросетей	Единая нейросеть
	Значение параметра	
Общее число опытов	394	387
Процент успешных испытаний, %	92.9	83.2
Процент правильных решений каскада 1, %	91.2	–
Процент правильных решений каскада 2, %	94.2	–

Результаты эксперимента, целью которого является проверка работоспособности нейросетевой системы управления на практике, представлены на рис. 4. Экспериментальные исследования проведены с использованием колесного робота, функционирующего на базе микроконтроллера Raspberry Pi 3 с установленной операционной системой ROS. Координация робота в пространстве осуществлялась с использованием RP лидара. На стационарном ПК, в программе Matlab, с использованием обученной нейронной сети, рассчитывалась траектория, и разбивалась на точки. Набор точек передавался в ОС робота, который поочередно обрабатывал их. Взаимодействие ROS с Matlab было реализовано с помощью программного пакета Robotics System Toolbox. Результат прохождения маршрута представлен на рис. 4 в виде комбинации позиций робота в разные моменты времени.



Рис. 4. Результаты экспериментального моделирования системы управления

5. Заключение

В докладе предложены алгоритмы интеллектуальной системы управления наземного робота. Предложена каскадная нейронная сеть, позволяющая декомпозировать задачу многомерной классификации среды на отдельные задачи классификации на два класса. На примере численного исследования исследований показано, что каскадная нейронная сеть, по сравнению с единой нейронной сетью, на 10 % точнее принимает

решение по направлению обхода препятствий. Предложено оценивать сложность ситуации (с точки зрения движения робота к цели) посредством числа каскадов, требуемых для обхода препятствий. Такой подход к оценке сложности ситуации позволяет учесть два фактора – необходимость выполнения маневра и точность маневрирования. Предложенные алгоритмы исследованы экспериментальным путем, с использованием колесного робота.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (18-19-00621).

Список литературы

1. LeCun Y., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R. E., Hubbard W., Jackel L.D. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition // *Neural Computation*, 1989. No. 1 (4). P. 541-551.
2. Kim Y. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification // *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014)*. 2014. P. 1746-1751.
3. Angelova A., Krizhevsky A., Vanhoucke V. Pedestrian detection with a Large-Field-Of-View deep network. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2015.
4. Engel J., Schöps T., Cremers D. LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM. *Lecture Notes in Computer Science*, 2014. Vol. 8690.
5. Zhu J., Park T., Isola P., Efros A.A. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks // *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017.
6. Gholami B., Rudovic O., Pavlovic V. Probabilistic Unsupervised Domain Adaptation for Knowledge Transfer Across Visual Categories // *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017. P. 3581-3590.
7. Ge S., Ren B., Tee K. Adaptive neural network control of helicopters with unknown dynamics // *45th IEEE Conference on Decision and Control*. 2006. P. 3022-3027.
8. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. М.: Высшая школа, 2002. 183 с.
9. Hong-Wei G., Wen-Li D., Feng Q., Lu W. A Dissimilation Particle Swarm Optimization-Based Elman Network and Applications for Identifying and Controlling Ultrasonic Motors // *Advances in Soft Computing*. 2007. Vol. 41. P. 1345-1360.
10. Pshikhopov V.Kh. (Ed.), Beloglazov D., Finaev V., Guzik V., Kosenko E., Krukhmalev V., Medvedev M., Pereverzev V., Pyavchenko A., Saprykin R., Shapovalov I., Soloviev V. *Path Planning for Vehicles Operating in Uncertain 2D Environments*. Elsevier, Butterworth-Heinemann, 2017. 312 p.
11. Ноткин Б.С. Эффективная нейросетевая идентификация инверсной динамики объекта управления для синтеза прогнозирующих систем управления // *Труды IV Международной конференции «Идентификация и задачи управления» SICPRO '05*. Москва, 25-28 января 2005. М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2005.
12. LaValle S. *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, 2006. 842 p.
13. Pshikhopov V., Medvedev M., Gaiduk A., Belyaev V., Fedorenko R., Krukhmalev V. Position-trajectory control system for robot on base of airship // *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, 2013. P. 3590-3595.
14. Pshikhopov V.Kh., Medvedev M.Yu., Gaiduk A.R., Fedorenko R.V., Krukhmalev V.A., Gurenko B.V. Position-Trajectory Control System for Unmanned Robotic Airship // *IFAC Proceedings Volumes*. 2014. Vol. 47, No. 3. P. 8953-8958.
15. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // *NIPS '12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2012. Vol. 1. P. 1097-1105.