

## ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ В АВТОМАТИЗАЦИИ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ

*Михалев О.Н., Янюшкин А.С.*

*Чувашский государственный университет имени И.Н. Ульянова, Чебоксары*

**Ключевые слова:** принятие решений, функция стратегии, автоматизация проектирования технологических процессов, САПР, спасательный робот.

**Аннотация.** В ходе любой деятельности, например, проектирование, управление, спасение людей и т.д., от человека требуется принимать различные решения, что требует значительных временных и трудовых ресурсов. В связи с чем актуальной задачей является автоматизация данной деятельности для снижения нагрузки на персонал и повышения производительности труда. Сегодня существуют разные методы автоматизации, которые могут быть применимы в том числе для обучения промышленных, спасательных и других роботов, а также в различных САПР.

## DECISION MAKING IN THE AUTOMATION OF VARIOUS TASKS

*Mikhalev O.N., Yanyushkin A.S.*

*Ulianov Chuvash State University, Cheboksary*

**Keywords:** decision making, strategy function, automation of technological process design, CAD, rescue robot.

**Abstract.** In the course of any activity, for example, design, management, saving people, etc., a person is required to make various decisions, which requires significant time and labor resources. In this connection, an urgent task is to automate this activity to reduce the burden on personnel and increase labor productivity. Today, there are various automation methods that can be used, among other things, for training industrial, rescue and other robots, as well as in various CAD systems.

В любой деятельности человеку необходимо принимать различные решения, например, в проектировании, производстве, обслуживании, управлении и других сферах. От качества принятых решений зависят показатели эффективности, такие как производительность и экономическая выгода. При этом скорость принятия решений имеет также важное значение, оказывая влияние на сроки и производительность труда.

Качество и скорость принятия решений имеет особое значение в экстренных случаях, например, при поисковых и спасательных мероприятиях, постановки диагнозов и т.д. В этой области используются различные роботы, например, для реагирования на стихийные бедствия и борьбы с ними, такие как пожарные роботы, роботы, проникающие в места завалов, роботы-амфибии и многие другие. Сегодня ведутся исследования по наделянию их интеллектуальными способностями, позволяющих принимать решения на уровне понимания спасательных мероприятий и передачи информации спасателям [1]. Так они способны более эффективно дополнять персонал спасательных служб. В медицинской сфере роботы позволяют выполнять операции с высокой точностью и снижать нагрузку на врача и выполнять множество других действий, помогающих медицинскому персоналу.

В области технического проектирования, например, при разработке конструкторской документации или техпроцесса, от принятия решений конструкторов и технологов зависят надежность, технологичность, эффективность, трудоемкость и экономичность новых изделий. Оптимизация данных показателей является одним из главных условий конкурентоспособности предприятий. Ввиду чего используются различные экспертные системы и системы автоматизированного проектирования, которые также наделяются интеллектуальными способностями.

Принятие решений является сложной и трудно формализованной задачей, имеющей творческий характер и плохо поддающейся традиционным методам программирования. В связи с чем автоматизация данных процессов является актуальной задачей. Большой интерес отмечается в международных исследованиях в области робототехники, информационных технологий и других областях наук [2].

Одним из возможных решений является применение методов глубокого обучения с подкреплением. Он основан на использовании программного агента, действующего в некотором окружении и совершающего в нем определенные действия для достижения своей цели. Принятие решений осуществляется в зависимости от состояния окружения. При этом, если агент совершает правильные действия, способствующие достижению верного результата, то получает вознаграждение в виде баллов. За действия, отдаляющего его от цели, баллы снимаются. Задача агента максимально накапливать баллы, таким образом награды подкрепляют продуктивное поведение агента.

Окружением могут быть любые объекты, например, для агента-игрока в настольные игры, такие как го, шахматы и т.д., окружением является положение фигур на игровом поле. После каждого хода, окружение меняется, и на временном шаге  $t + 1$  агент при принятии решения будет руководствоваться уже исходя из нового состояния окружения.

Для завода окружением является цифровое описание производства, его активов и т.д. Робот-технолог работает в среде цифрового производства и ему доступна информация по персоналу, оборудованию, заготовках, оснастке, инструментах, режимах резания, а также много другой информации, необходимой для проектирования технологических процессов. Его целью может быть решение разных задач, например, подбор инструментов [3], разработка маршрута обработки детали и т.д. При этом он должен стремиться к достижению необходимого качества детали, минимальной себестоимости, безопасности и экономической эффективности.

Математически это можно описать с помощью Марковского процесса принятия решений. Предполагается, что текущий временной шаг содержит всю необходимую информацию о состоянии окружения, созданного предыдущими шагами. Тогда можно задать кортеж  $(S, A, P, R, \gamma)$ , где  $S$  – множество всех возможных состояний;  $A$  – множество всех возможных действий;  $R$  – распределение вознаграждения, соответствующего паре  $(s, a)$ ;  $P$  – распределение переходного состояния, т.е. вероятность того, что действие  $a$  в состоянии  $s$  в момент времени  $t$  приведет в состояние  $s_{t+1}$  в момент  $t + 1$ ;  $\gamma$  – гиперпараметр, коэффициент дисконтирования (затухания), который отвечает за оказание

предпочтения агентом мгновенному вознаграждению по сравнению с вознаграждением в будущем. Например, для обработки точного отверстия может быть достаточно двух переходов – сверление и растачивание, или большего числа переходов – сверление, зенкерование, развертывание. Если агент принял решение об обработке за два перехода, то он получит 10 баллов, а если за большее число переходов, то 1 бал. Т.е. решение об обработке отверстия меньшим количеством инструментов и за меньшее время более ценно.

Марковский процесс принятия решений сводится к нахождению стратегии, т.е. функции стратегии  $\pi$ , позволяющей агенту выполнять соответствующее действие  $a$  из множества возможных действий  $A$ , когда он встретит конкретное состояние  $s$  из множества всех возможных состояний  $S$  [4]. При этом агент должен придерживаться стратегии максимизации вознаграждения.

Чтобы рассчитать дисконтированное вознаграждение  $\sum \gamma^t r_t$  необходимо умножить вознаграждение для любого шага  $r_t$  на коэффициент дисконтирования этого временного шага  $\gamma^t$  и суммировать отдельные дисконтированные вознаграждения  $\gamma^t r_t$ . Однако, вариантов будущих состояний довольно много, чтобы учесть их все, поэтому вводят подход  $Q$ -обучения к оценке оптимальности действия  $a$  в данной ситуации, уменьшающий вычислительную сложность.

Подход основан на функции ценности состояния  $V^\pi(s)$ . Не все состояния одинаково ценны. Например, когда в отверстии имеется очень глубокая канавка и обработать ее практически невозможно, агент не сможет предпринять какие-либо действия, и ценность данного состояния очень низка. Однако, когда канавка не глубокая, ценность такого состояния будет высокой.

Функция  $Q$ -ценности  $Q^\pi(s, a)$  основана на функции ценности  $V^\pi(s)$ , однако она учитывает не только состояние, но и полезность конкретного действия в данном состоянии. Например, для обработки сложной канавки в отверстии агент может предложить разные инструменты. В таком случае  $Q$ -ценность пары  $(s, a)$ , т.е. действия  $a$  в условии  $s$ , для одного инструмента будет выше, чем для другого.

Таким образом возможно рассмотреть все возможные решения агента и выбрать решение с наибольшей  $Q$ -ценностью. Однако, математически это сделать очень сложно, ввиду множества возможных состояний будущего. Поэтому для оценки оптимальной  $Q$ -ценности возможно применить нейронную сеть (Deep Q-Learning Network, DQN). Сегодня подобные технологии применяют для решения многих различных задач [5].

Не смотря на относительную простоту и эффективность DQN агентов, они также обладают и недостатками, особенно если в окружении имеется достаточно большое количество пар  $s-a$ . Поэтому существуют другие типы агентов, например: двойная DQN, алгоритмы копирования поведения, условного имитационного обучения, оптимизация модели, оптимизация стратегии. Также возможны комбинации данных моделей, как в программе AlphaGo, обыгравшей профессионального игрока в го на доске 19x19, или как в методе Actor-Critic (AC), где один метод (Actor) выбирает действие, а второй метод (Critic) «критикует» действие и сообщает, как можно изменить это действие. Данный метод решает более широкий круг задач, чем DQN, однако обладает и некоторой неэффективностью.

Таким образом агенты принимают последовательность решений для достижения своей цели. Результаты исследований подобных агентов, например, для игры в го и т.д., показывают высокие их способности. При этом им не требуются большие наборы обучающих данных, агенты учатся самостоятельно на основе вознаграждений.

Сегодня таким образом производят обучение промышленных роботов манипуляторов, например, для процессов сварки, клейки, резки и других видов работ [6]. А также обучение спасательных роботов, например, для быстрого исследования неизвестной, загроможденной среды, таких как зданий и улиц в городе при поисково-спасательных работах и т.д. [7]. Для расчетов используют облачные технологии, в том числе выстраиваются облачные САПР [8].

Маршрут или последовательность переходов для обработки элемента детали есть также последовательность действий. Поэтому применение данного подхода возможно и для решения задач проектирования. Для обработки отверстий можно создать возможные ситуации и возможные действия, а также действующую функцию вознаграждений. Внедрение подобной возможности в САПР может повысить эффективность и производительность проектирования.

Всегда необходимо помнить об этике и безопасности применения данных методов и использовать только во благо. Сегодня данные темы безопасности становятся все более частой повесткой для обсуждений в различных международных организациях, способствующих устранению деструктивных применений данных методов автоматизации и роботизации, и регулированию в рамках правового поля.

### **Выводы**

Принятие эффективных решений является наиболее сложной и творческой деятельностью, требующей от человека большое количество времени, сил и других ресурсов. Существующие методы автоматизации позволяют в некоторой степени автоматизировать данный процесс и оказать значительную помощь персоналу на предприятиях при выполнении своих обязанностей, что делает их труд более производительным, точным и эффективным.

Использование данных методов в позитивном ключе может привести не только к повышению конкурентоспособности предприятий, но и спасению жизней людей посредством роботизированных помощников спасателей, врачей и других специалистов.

### **Список литературы**

1. Magid E., Pashkin A., Simakov N., Abbyasov B., Suthakorn J., Svinin M., Matsuno F. Artificial Intelligence Based Framework for Robotic Search and Rescue Operations Conducted Jointly by International Teams // Proceedings of 14th International Conference on Electromechanics and Robotics “Zavalishin's Readings”. Smart Innovation, Systems and Technologies. Singapore Springer: 2020, vol 154. doi.org/10.1007/978-981-13-9267-2\_2.
2. AI for Good. Disaster robots: Revolutionizing emergency response with autonomous robots [Electronic resource]. – Access mode: <https://aiforgood.itu.int/disaster-robots-revolutionizing-emergency-response-with-autonomous-robots>.
3. Михалев О.Н., Янюшкин А.С. Современные металлорежущие инструменты и автоматизация режимов резания // Высокие технологии в машиностроении: Материалы XX

всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Самара: СамГТУ, 2023. – С. 41-45.

4. Крон Д., Бейлевельд Г., Бассенс А. Глубокое обучение в картинках. Визуальный гид по искусственному интеллекту. – СПб.: Питер, 2020. – 400 с.
5. Михалев О.Н., Янюшкин А.С. Автоматизация режимов резания при проектировании технологических процессов // Машиностроительные технологические системы: Сборник трудов МНТК. – Ростов-на-Дону: ДГТУ, 2023. – С. 51-57.
6. Meyes R., Tercan H., Roggendorf S., Thiele T., Büscher C., Obdenbusch M., Brecher C., Jeschke S, Meisen T. Motion Planning for Industrial Robots using Reinforcement Learning // Procedia CIRP. 2017, vol. 63, pp. 107-112.
7. Nirowi F., Zhang K., Kashino Z. and Nejat G., "Deep Reinforcement Learning Robot for Search and Rescue Applications: Exploration in Unknown Cluttered Environments // IEEE Robotics and Automation Letters. 2019, vol. 4, no. 2, pp. 610-617. doi: 10.1109/LRA.2019.2891991.
8. Михалев О.Н., Янюшкин А.С. Большие объемы данных в системах автоматизированного проектирования // Автоматизированное проектирование в машиностроении. – 2023. – № 15. – С. 36-38.

Сведения об авторах:

*Михалев Олег Николаевич* – к.т.н.;

*Янюшкин Александр Сергеевич* – д.т.н., профессор.