

УДК 519.857.3

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.44.1.025](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.44.1.025)

## Математическая модель универсальной системы управления шагающим роботом на основе методов обучения с подкреплением

В.В. Кашко, С.А. Олейникова✉

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж,  
Российская Федерация*

**Резюме.** Современные подходы к решению задачи управления шагающими роботами с вращательными звеньями представляют собой разрозненные алгоритмы, строящиеся либо на готовой локомоторной программе с дальнейшей ее адаптацией, либо на сложных кинематико-динамических моделях, нуждающихся в обширных знаниях о динамике системы и окружающей среды, что в прикладных задачах зачастую является невыполнимым. Так же, используемые подходы жестко связаны с конфигурацией шагающего робота, что делает невозможным применение метода в приложениях с иной конфигурацией (другим количеством и типом конечностей). В данной статье предлагается универсальный подход к управлению движением шагающих роботов, основанный на методологии обучения с подкреплением. Рассматривается математическая модель системы управления, основанная на конечных дискретных марковских процессах в контексте методов обучения с подкреплением. Ставится задача построения универсальной и адаптивной системы управления, способной осуществить поиск оптимальной стратегии для реализации локомоторной программы в заранее неизвестной среде, путем непрерывного взаимодействия. К результатам, отличающимся научной новизной, следует отнести математическую модель данной системы, позволяющей описать процесс ее функционирования с помощью марковских цепей. Отличием от существующих аналогов является унификация описания робота.

**Ключевые слова:** система управления, обучение с подкреплением, марковские процессы принятия решений, нейронные сети, шагающий робот, искусственный интеллект.

**Для цитирования:** Кашко В.В., Олейникова С.А. Математическая модель универсальной системы управления шагающим роботом на основе методов обучения с подкреплением. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1520> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.025

## Mathematical model of a universal control system for a walking robot based on reinforcement learning methods

V.V. Kashko, S.A. Oleinikova✉

*Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation*

**Abstract.** Modern approaches to solving the problem of controlling walking robots with rotary links are disparate algorithms built either on a ready-made locomotor program with its further adaptation or on complex kinematic-dynamic models that require extensive knowledge about the dynamics of the system and the environment, which is often unfeasible in applied problems. Also, the approaches used are strictly related to the configuration of the walking robot, which makes it impossible to use the method in applications with a different configuration (a different number and type of limbs). This article proposes a universal approach to controlling the motion of walking robots based on reinforcement learning methodology. A mathematical model of a control system based on finite discrete Markov processes in the context of reinforcement learning methods is considered. The task is set to build a universal and adaptive control system capable of searching for the optimal strategy for implementing a

locomotor program in a previously unknown environment through continuous interaction. The results distinguished by scientific novelty include a mathematical model of this system, which makes it possible to describe the process of its functioning using Markov chains. The difference from existing analogues is the unification of the description of the robot.

**Keywords:** control system, reinforcement learning, Markov decision processes, neural networks, walking robot, artificial intelligence.

**For citation:** Kashko V.V., Oleinikova S.A. Mathematical model of a universal control system for a walking robot based on reinforcement learning methods. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1520> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.44.1.025

## Введение

В настоящее время шагающие роботы приобретают все большую популярность во многих сферах человеческой деятельности. В связи с этим возникает задача построения модели управления такими роботами. Существующие модели, специфика которых будет исследована ниже, решают либо частные задачи (управление конкретным видом шагающего робота) либо не предусматривают возможности адаптации или другие нюансы. В связи с этим возникает необходимость получения собственной универсальной модели.

Основной целью данной работы является построение математической модели универсальной системы управления шагающим роботом с произвольным числом конечностей, выбранным в качестве объекта исследования.

Для достижения данной цели необходимо решить следующие задачи:

- определить параметры окружающей среды и цели управления;
- проанализировать существующие аналоги, выявить общие характеристики шагающих роботов, с количеством конечностей от двух и более;
- на основе полученных данных установить требования к системе управления и построить универсальную математическую модель управления шагающим роботом, с произвольным количеством конечностей на основе конечных марковских процессов принятия решений;
- осуществить предварительный анализ полученной математической модели с точки зрения применения методологий обучения с подкреплением.

В данной работе шагающий робот, с количеством конечностей от двух и более, помещен в некоторую среду, в которой необходимо выполнить определенную двигательную программу (например, движение вперед, назад, налево или направо). Каждая конечность робота представлена вращательными звеньями и обладает тремя и более степенями свободы. Среда обусловлена различными свойствами рельефа – шероховатость, каменистость, обрывы и препятствия. Механизм может быть охарактеризован некоторым состоянием и действием в конкретный момент времени  $t$ . В ответ на соответствующее действие среда генерирует вознаграждение. Необходимо разработать адаптивную систему управления, способную самостоятельно сформировать стратегию выполнения поставленной локомоторной задачи путем взаимодействия с окружающей средой.

Основные требования к системе управления:

- адаптивность к изменениям путем обучения в процессе взаимодействия с окружением;
- универсальность для всех типов конфигураций платформ;
- непрерывность процесса взаимодействия.

## Материалы и методы

В процессе исследования походов к решению проблематики управления движением шагающих роботов с количеством конечностей от двух и более были выявлены четыре основных типа:

- 1) копирование ходьбы с оригинала;
- 2) использование математической модели системы (упрощенная модель, прямая и обратная задачи кинематики);
- 3) оптимизация параметров заданного паттерна;
- 4) адаптивные методы.

Первый подход заключается в *прямом кодировании позиций конечностей*, соответствующих локомоторной программе, полученных в процессе высокоточной съемки выполнения движения оригиналом (человек, собака, мушка дрозофила), как представлено в работе [1]. Данный метод нам не подходит, так как он не предусматривает возможность адаптации к изменениям среды и привязан к конкретной конфигурации шагающей платформы.

*Использование математической модели системы* продемонстрировало впечатляющую маневренность, применительно к шагающим роботам, но требует обширных знаний о динамике системы и окружающей среды [2, 3]. Данный метод разделяется на два типа – *сведение к задаче о перевернутом маятнике* [2] либо *многозвенная модель*, в случае которой движение осуществляется путем формирования параметров звеньев, как показано в работе [4]. В контексте поставленной задачи нас интересует случай, при котором информация об окружении заранее не известна (модель среды отсутствует), а обучение производится путем непосредственного взаимодействия. В связи с этим, для реализации нашего подхода мы не можем полностью основываться на данной методологии, но будем использовать задачу о перевернутом маятнике для реализации корректировки движения, а представление конечностей в виде звенного механизма – для определения параметров управления движением.

*Оптимизация параметров заданного паттерна* строится на использовании интеллектуальных алгоритмов оптимизации, таких как нечеткая логика, нейронные сети, генетические алгоритмы, рой частиц и обучение с подкреплением. Идея метода заключается в использовании математической модели исследуемого объекта и корректировки его параметров при изменении условий среды. В работе [5] предложен метод, вычисляющий углы суставов на основе теории нечеткого управления по заданным в реальном времени параметрам походки. В [6] многомерные уравнения походки решаются путем применения генетических алгоритмов и роя частиц. Работа [7] использует обобщенную регрессионную нейронную сеть для генерации управляющих сигналов на основании заданных параметров походки. В работах [8-10] используется обучение с подкреплением для корректировки параметров модели. Алгоритмы оптимизации имеют высокую сложность, возрастающую с ростом степеней свободы робота, а также привязаны к конкретной конфигурации робота. Данный подход также не удовлетворяет нашим потребностям.

*Адаптивные методы* используют в качестве основы искусственные нейронные сети и обучение с подкреплением. В работе [11] происходит имитация возбуждения и торможения нейронной сети в суставах двуногого робота, где в качестве сенсора используется давление подошвы стопы. В работах [12, 13] используется глубокое обучение с подкреплением, представляющее наибольший интерес для нашего исследования. Работа [14] демонстрирует использование обучения с подкреплением для корректировки весовых коэффициентов нейронной сети, что так же будет рассмотрено в перспективе. В работах [12, 13] используется децентрализованный метод, при котором

каждая конечность рассматривается как отдельная единица и управление осуществляется посредством подкрепленной нейронной сети. Недостатком децентрализованного подхода снова является зависимость от количества конечностей. В случае «чистых» нейронных сетей, аппроксимирующих функцию ценности – необходимость в обучающей выборке, что препятствует непрерывному взаимодействию.

В [8, 10, 12, 13] используются значения углов сочленений, а также дополнительные единицы, такие как скорости, ускорения и моменты. Для нашей работы важным параметром является исключительно значение угла сочленения. Исходя из вышесказанного, необходимо создание иного адаптивного подхода, независимого от количества конечностей и способного формировать стратегию непрерывно во взаимодействии со средой.

При подробном рассмотрении конечностей животных и человека является очевидным их сходство и единообразие с кинематической точки зрения. Разница между их характеристиками заключается исключительно в длинах звеньев и рабочих углах.

Данные параметры зависят от типа конфигурации тела, сформированного в процессе эволюции. Длины звеньев прямым образом влияют на физические моменты сил. Основную роль в позиционировании играют углы сочленений. Имея разные длины, звенья способны занимать те же самые координаты в пространстве, но с разными значениями углов. Стоит заметить, что с ростом числа ног возрастает устойчивость системы.

### Результаты и их обсуждение

Конечность шагающего робота представляет собой механизм, состоящий из вращающихся звеньев, управлять которым возможно путем изменения углов сочленений (прямая задача кинематики). Пусть задан кортеж, содержащий все угловые значения суставов конечностей робота в конкретный момент времени  $t$ :

$$s_t = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_N). \quad (1)$$

Кортеж  $s_t$  представляет собой локальное состояние. Совокупность всех возможных кортежей образует множество состояний системы  $S$ . Переход из  $s_t$  в  $s_{t+1}$  представляет собой локальное действие  $a_t$ , предпринятое в момент времени  $t$ . Совокупность всех переходов образует множество действий  $A$ . Систему управления можно представить в виде полносвязного графа (Рисунок 2), вершина которого соответствует состоянию системы, а дуга – переходу (действию).

Каждая из дуг характеризуется направлением и весом, соответствующим величине ценности перехода. Для упрощения на рисунке представлена двунаправленная стрелка, обозначающая две связи из  $s_t$  в  $s_{t+1}$  и из  $s_{t+1}$  в  $s_t$  соответственно.

Рассмотрим некоторый случайный процесс  $M(t)$ , основанный на вышеописанном графе состояний. Значение в момент времени  $t+1$  зависит только от значения в момент времени  $t$  и не зависит от всех предыдущих, что является проявлением марковского свойства [14]. В большинстве шагающих роботов используются сервоприводы, имеющие ограничение по углу и шагу в один градус. Исходя из этого, количество возможных состояний будет конечным, но достаточно большим. Согласно поставленной задаче, система управления должна непрерывно взаимодействовать со средой. Следовательно, рассматриваемая система представляет собой *конечный дискретный марковский процесс принятия решений с непрерывным временем*. Заметим, что вероятность перехода в следующее состояние зависит исключительно от предыдущего.

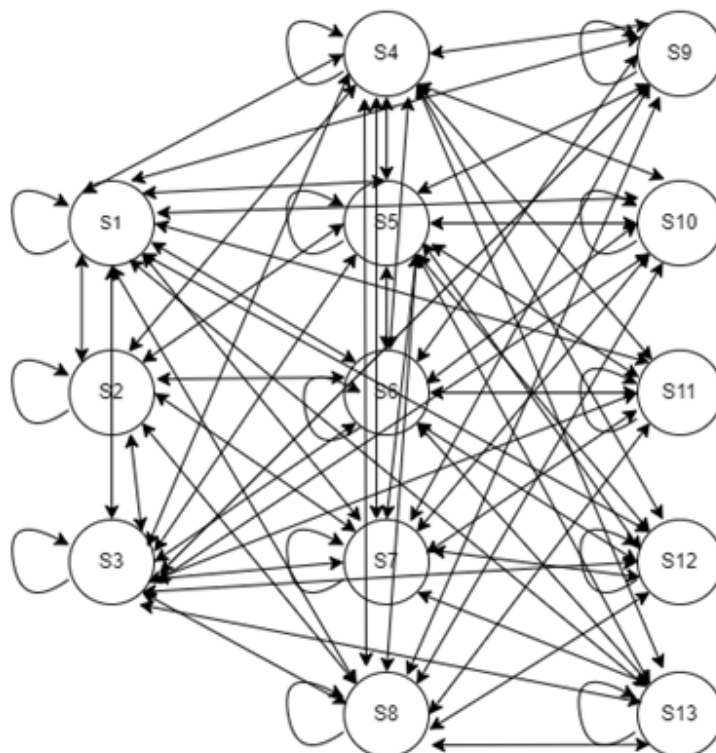


Рисунок 2 – Пример графа состояний  
 Figure 2 – Example of a state graph

Получается, что процесс  $M(t)$  является процессом без последствия. Следовательно, переходная вероятность имеет вид:

$$P_{t,t+1} = F(S_t). \quad (2)$$

Принятие решений будем рассматривать с точки зрения ценности действий, так как важным аспектом в конкретный момент времени является именно выбор следующего состояния. Задачу прямолинейного движения приводим к задаче о стабилизации перевернутого маятника. Основной целью является поиск оптимальной стратегии выбора состояний из общего множества, при которой конечности принимают положения, реализующие сбалансированное прямолинейное движение. В качестве реакции окружающей среды рассматривается отклонение от горизонта, падение платформы и нарушение направления движения. В нашей модели используется отрицательное вознаграждение -1, генерируемое в качестве ответа на неудачу и нулевое в случае удержания равновесия при выполнении локомоторной программы.

Наблюдение в момент времени  $t$  можно представить в виде:

$$o_t = \langle s_t, a_t, s_{t+1}, r_t \rangle. \quad (3)$$

Пусть  $N$  – общее количество состояний. Тогда процесс  $M(t)$  можно задать в следующем виде:

$$M(t)_N = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{N1} & P_{N2} & \dots & P_{NN} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$P_N = (P_1^0, P_2^0, \dots, P_N^0), \quad (5)$$



где матрица (4) – матрица вероятностей перехода, вектор (5) – начальные вероятности. Процесс  $M(t)$  – неоднородный, так как значения переходов будут перестраиваться в процессе взаимодействия со средой. Для любого момента  $t$  выполняется:

$$\sum_{i=1}^N P_{s_i}(t) = 1, \quad (6)$$

где  $P_{s_i}(t)$  – вероятность состояния  $s_i$  в момент времени  $t$ .

Исходя из вышесказанного, математическая модель системы управления описывается следующим образом:

$$M(t) = \langle S(t), A(t), S(t + 1), R(t) \rangle, \quad (7)$$

где  $S(t)$  – состояние в момент времени  $t$ ,  $A(t)$  – действие, предпринятое агентом в состоянии  $S(t)$ ,  $S(t + 1)$  – будущее состояние, в которое переходит агент после выполнения действия  $A(t)$ ,  $R(t)$  – вознаграждение, сгенерированное средой в ответ на действие  $A(t)$ .

В большинстве приложений, использующих марковские процессы, для решения задачи принятия решений принимается уравнение Колмогорова. Данный подход удобен при малом количестве состояний. В контексте решаемой задачи их количество велико. В настоящий момент нами рассматриваются способы аппроксимации функции ценности действий (вероятности переходов) «без отрыва» от процесса взаимодействия со средой.

В большинстве изученных работ скорость рассматривается как отдельный генерируемый параметр. В нашей модели она является последствием принимаемых решений. Пусть задан некоторый параметр типа скорости движения (малая, средняя большая). По аналогии с управлением приводами на основе ШИМ, теоретически, можно обучить систему выбирать такие множества состояний, при которых, в случае «малого» значения за время  $t$ , система будет проходить по всем из них, а в случае необходимости в более быстром движении, будет перескакивать, игнорируя некоторые. Исходя из этого, состояния классифицируются как *опорные* и *дополняющие*.

На Рисунке 2 в упрощенном виде представлено изменение угла сочленения  $\theta$ , описанного в формуле (1), за некоторый промежуток времени  $t$  для разных скоростных режимов.

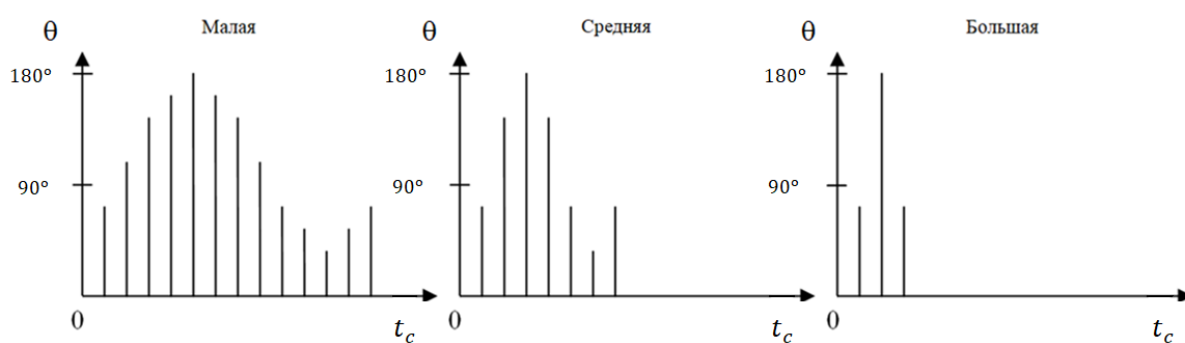


Рисунок 2 – Принцип регулирования скорости перемещения  
 Figure 2 – Principle of moving speed control

На данном рисунке по оси абсцисс отложено время в секундах; по оси ординат – угол  $\theta$  в градусах.

Это возможно благодаря тому, что у каждого сервопривода есть параметр максимальной скорости перемещения при смене угла.

Таким образом, формализована математическая модель, описывающая в общем виде систему управления шагающим роботом с произвольным числом конечностей и полученная на основе марковских процессов. Целью дальнейшего исследования является конкретизация параметров модели на основании функции вознаграждения, которая будет построена эмпирическим путем в результате проведения серии экспериментов. Алгоритмизация и программная реализация системы позволит автоматизировать процесс управления роботом.

### Заключение

В данной работе в качестве объекта исследования был выбран универсальный шагающий робот с произвольным числом конечностей. В ходе работы были получены следующие результаты.

Исследования существующих решений позволили сформулировать математическую модель универсальной системы управления, описываемую формулами (1)-(7), основанную на конечных дискретных Марковских процессах принятия решений с определением ее основных характеристик. Новизна подхода заключается в унифицированном представлении робота в независимости от количества конечностей.

Анализ модели с точки зрения применения методов обучения с подкреплением позволил определить реакцию среды на действия агента в виде вознаграждения, произвести сведение прямолинейного движения к задаче о стабилизации перевернутого маятника. Установлена основная цель агента, которая заключается в поиске оптимальной стратегии выбора состояний из общего множества, при которой конечности принимают положения, реализующие сбалансированное прямолинейное движение. Представлено регулирование скорости движения на основе переходов состояний.

Следующим этапом является разработка алгоритма для обучения, позволяющего кортежу  $s_t$  в каждый момент времени  $t$  не просто принимать допустимые значения, но и уклоняться от ошибочных решений путем выбора наилучших для каждого случая величины вознаграждений  $u$  соответствующей функции.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Paulo J., Asdadi A., Peixoto P., Amorim P. Human gait pattern changes detection system: A multimodal vision-based and novelty detection learning approach. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2017;37(4):701–717.
2. Shimmyo S., Sato T., Ohnishi K. Biped walking pattern generation by using preview control based on three-mass model. *IEEE transactions on industrial electronics*. 2012;60(11):5137–5147. DOI: 10.1109/TIE.2012.2221111.
3. Smith L., Kew J., Li T., Luu L., Peng X., Ha S., Tan J., Levine S. Learning and Adapting Agile Locomotion Skills by Transferring Experience. *Robotics: Science and Systems XIX*. 2023. DOI: 10.15607/RSS.2023.XIX.051 (accessed on 11.02.2024).
4. Braun D. J., Mitchell J. E., Goldfarb M. Actuated dynamic walking in a seven-link biped robot. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2010;17(1):147–156. DOI: 10.1109/TMECH.2010.2090891.
5. Bebek O., Erbatur K. A gait adaptation scheme for biped walking robots. *The 8th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*. 2004;409–414. DOI: 10.1109/AMC.2004.1297904.
6. Arakawa T., Fukuda T. Natural motion trajectory generation of biped locomotion robot using genetic algorithm through energy optimization. *1996 IEEE International Conference*

- on Systems, Man and Cybernetics. *Information Intelligence and Systems (Cat. No.96CH35929)*. 1996;2:1495–1500. DOI: 10.1109/ICSMC.1996.571368.
7. Luu T.P., Lim H.B., Hoon K.H., Qu X., Low K. H. Subject-specific gait parameters prediction for robotic gait rehabilitation via generalized regression neural network. *2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. 2011;914–919. DOI: 10.1109/ROBIO.2011.6181404.
  8. Ouyang W., Chi H., Pang J., Liang W., Ren Q. *Adaptive Locomotion Control of a Hexapod Robot via Bio-Inspired Learning*. *Front Neurobot*. 2021;15:627157. DOI: 10.3389/fnbot.2021.627157.
  9. Hrdlicka I., Kutilek P. Reinforcement learning in control systems for walking hexapod robots. *Cybernetic Letters*. 2005;3:1–13.
  10. Fu H., Tang K., Li P., Zhang W., Wang X., Deng G., Wang T., Chen C. Deep Reinforcement Learning for Multi-contact Motion Planning of Hexapod Robots. *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2021:2381–2388. DOI: 10.24963/ijcai.2021/328.
  11. Geng T., Porr B., Wörgötter F. Fast biped walking with a sensor-driven neuronal controller and real-time online learning. *The International Journal of Robotics Research*. 2006;25(3):243–259.
  12. Schilling M., Konen K., Ohl F.W., Korthals T. Decentralized Deep Reinforcement Learning for a Distributed and Adaptive Locomotion Controller of a Hexapod Robot. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Las Vegas, NV, USA; 2020. p. 5335–5342. DOI: 10.1109/IROS45743.2020.9341754.
  13. Tien Y., Yang C., Hooman S. Reinforcement learning and convolutional neural network system for firefighting rescue robot. *MATEC Web of Conferences*. 2018;161. DOI: 10.1051/mateconf/201816103028.
  14. Саттон Р. С., Барто Э. Дж. *Обучение с подкреплением: Введение. 2-е изд.*: Пер. с англ. М.: ДМК Пресс; 2020. 552 с.

## REFERENCES

1. Paulo J., Asdadi A., Peixoto P., Amorim P. Human gait pattern changes detection system: A multimodal vision-based and novelty detection learning approach. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2017;37(4):701–717.
2. Shimmyo S., Sato T., Ohnishi K. Biped walking pattern generation by using preview control based on three-mass model. *IEEE transactions on industrial electronics*. 2012;60(11):5137–5147. DOI: 10.1109/TIE.2012.2221111.
3. Smith L., Kew J., Li T., Luu L., Peng X., Ha S., Tan J., Levine S. Learning and Adapting Agile Locomotion Skills by Transferring Experience. *Robotics: Science and Systems XIX*. 2023. DOI: 10.15607/RSS.2023.XIX.051 (accessed on 11.02.2024).
4. Braun D. J., Mitchell J. E., Goldfarb M. Actuated dynamic walking in a seven-link biped robot. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2010;17(1):147–156. DOI: 10.1109/TMECH.2010.2090891.
5. Bebek O., Erbatur K. A gait adaptation scheme for biped walking robots. *The 8th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*. 2004;409–414. DOI: 10.1109/AMC.2004.1297904.
6. Arakawa T., Fukuda T. Natural motion trajectory generation of biped locomotion robot using genetic algorithm through energy optimization. *1996 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Information Intelligence and Systems (Cat. No.96CH35929)*. 1996;2:1495–1500. DOI: 10.1109/ICSMC.1996.571368.



7. Luu T.P., Lim H.B., Hoon K.H., Qu X., Low K. H. Subject-specific gait parameters prediction for robotic gait rehabilitation via generalized regression neural network. *2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. 2011;914–919. DOI: 10.1109/ROBIO.2011.6181404.
8. Ouyang W., Chi H., Pang J., Liang W., Ren Q. *Adaptive Locomotion Control of a Hexapod Robot via Bio-Inspired Learning*. *Front Neurobot*. 2021;15:627157. DOI: 10.3389/fnbot.2021.627157.
9. Hrdlicka I., Kutilek P. Reinforcement learning in control systems for walking hexapod robots. *Cybernetic Letters*. 2005;3:1–13.
10. Fu H., Tang K., Li P., Zhang W., Wang X., Deng G., Wang T., Chen C. Deep Reinforcement Learning for Multi-contact Motion Planning of Hexapod Robots. *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2021:2381–2388. DOI: 10.24963/ijcai.2021/328.
11. Geng T., Porr B., Wörgötter F. Fast biped walking with a sensor-driven neuronal controller and real-time online learning. *The International Journal of Robotics Research*. 2006;25(3):243–259.
12. Schilling M., Konen K., Ohl F.W., Korthals T. Decentralized Deep Reinforcement Learning for a Distributed and Adaptive Locomotion Controller of a Hexapod Robot. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Las Vegas, NV, USA; 2020. p. 5335–5342. DOI: 10.1109/IROS45743.2020.9341754.
13. Tien Y., Yang C., Hooman S. Reinforcement learning and convolutional neural network system for firefighting rescue robot. *MATEC Web of Conferences*. 2018;161. DOI: 10.1051/mateconf/201816103028.
14. Sutton R., Barto A. *Reinforcement in learning: An Introduction. Second edition*. Moscow, DMK PRESS; 2020. 552 p. (In Russ.).

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Кашко Василий Васильевич**, аспирант Воронежского государственного технического университета, Воронеж, Российская Федерация.  
*e-mail:* [vasya.kashko@mail.ru](mailto:vasya.kashko@mail.ru)

**Vasily V. Kashko**, Postgraduate Student, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

**Олейникова Светлана Александровна**, профессор Воронежского государственного технического университета, Воронеж, Российская Федерация.  
*e-mail:* [s.a.oleinikova@gmail.com](mailto:s.a.oleinikova@gmail.com)

**Svetlana A. Oleinikova**, Professor at Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 15.02.2024; одобрена после рецензирования 18.03.2024; принята к публикации 21.03.2024.*

*The article was submitted 15.02.2024; approved after reviewing 18.03.2024; accepted for publication 21.03.2024.*