



Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2026. Т. 26, вып. 2. С. 302–311

*Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2026, vol. 26, iss. 2, pp. 302–311

<https://mmi.sgu.ru>

DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-2-302-311>

EDN: <https://elibrary.ru/UEEHGG>

Научная статья

УДК 001.891.573

## Математическая модель процесса эвакуации социальных групп из помещений с несколькими выходами

А. А. Силинская<sup>1</sup>✉, А. С. Богомолов<sup>1,2,3</sup>, В. А. Кушников<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н. Г. Чернышевского, Россия, 410012, г. Саратов, ул. Астраханская, д. 83

<sup>2</sup>Федеральный исследовательский центр «Саратовский научный центр Российской академии наук», Россия, 410028, г. Саратов, ул. Рабочая, д. 24

<sup>3</sup>Институт прикладной математики и механики, Россия, 283048, г. Донецк, ул. Розы Люксембург, д. 74

**Силинская Анна Александровна**, магистрант кафедры математической кибернетики и компьютерных наук, [asilinskaya@gmail.com](mailto:asilinskaya@gmail.com), <https://orcid.org/0009-0000-8624-6279>, SPIN: 6033-8317, AuthorID: 1296737

**Богомолов Алексей Сергеевич**, доктор технических наук, <sup>1</sup>профессор кафедры математической кибернетики и компьютерных наук; <sup>2</sup>ведущий научный сотрудник; <sup>3</sup>ведущий научный сотрудник отдела теории управляющих систем, [alexbogomolov@ya.ru](mailto:alexbogomolov@ya.ru), <https://orcid.org/0000-0002-6972-3181>, SPIN: 3689-2420, AuthorID: 109940

**Кушников Вадим Алексеевич**, доктор технических наук, <sup>1</sup>профессор кафедры математической кибернетики и компьютерных наук; <sup>2</sup>главный научный сотрудник лаборатории комплексных научных исследований, [kushnikoff@yandex.ru](mailto:kushnikoff@yandex.ru), <https://orcid.org/0000-0002-9195-2546>, SPIN: 4755-5063, AuthorID: 10353

**Аннотация.** В работе предложена модель для симуляции многоагентной эвакуации с использованием алгоритма Multi-Agent Proximal Policy Optimization (MAPPO). Модель учитывает наличие нескольких эвакуационных выходов с разным временем открытия, нескольких типов агентов, влияние паники на движение и социальные взаимодействия типа «лидер – последователь». Уделено внимание использованию гибридного пространства действий (дискретный выбор выхода, непрерывное движение). Обучение проводилось по принципу «curriculum learning» с постепенным повышением числа агентов для улучшения обобщающей способности модели и адаптации к разному числу агентов. Модель дополнена рядом усовершенствований: использованием dropout-слоев для предотвращения переобучения, экспоненциальным затуханием исследования для плавного перехода к точным действиям, нормализацией наград для стабилизации обучения. Обучение модели проводилось в среде 15 × 20 м с заданным количеством выходов определенной ширины (три выхода шириной 1.5 м, интервал открытия 6 с). Предусмотрена логика распространения информации о выходах. Лидеры знают обо всех выходах с самого начала симуляции. Индивидуальные агенты узнают о выходах в радиусе 5 м и передают информацию соседям в радиусе 2 м. Социальные группы имеют правила поведения: пожилые агенты получают бонус к скорости, а лидеры принимают стратегические решения. Результаты вычислительных экспериментов для сценариев с 50 агентами показали, что наличие социальных групп и лидеров ускоряет процесс эвакуации, особенно для пожилых агентов. Наибольшая эффективность достигалась при наличии двух лидеров, тогда как сценарий с одним лидером приводил к заторам, увеличению времени эвакуации и уровню паники. Таким образом, предложенная модель демонстрирует перспективность применения методов обучения с подкреплением для анализа и оптимизации эвакуации в помещениях сложной конфигурации. Разработанная математическая модель предназначена для использования при создании цифровых двойников процессов имитации и оптимизации потоков людей, а также вычислительных экспериментов по расчету эффективного времени и путей выхода.



**Ключевые слова:** многоагентная модель, эвакуация, обучение с подкреплением, MAPPO, социальные группы, гибридное пространство действий, возрастные категории

**Благодарности:** Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках государственного задания (проект № FEM-2026-0006).

**Для цитирования:** Силинская А. А., Богомолов А. С., Кушников В. А. Математическая модель процесса эвакуации социальных групп из помещений с несколькими выходами // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2026. Т. 26, вып. 2. С. 302–311. DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-2-302-311>, EDN: UEEHGG  
Статья опубликована на условиях лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY 4.0)

Article

## A mathematical model of social group evacuation from buildings with multiple exits

A. A. Silinskaya<sup>1</sup>✉, A. S. Bogomolov<sup>1,2,3</sup>, V. A. Kushnikov<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Saratov State University, 83 Astrakhanskaya St., Saratov 410012, Russia

<sup>2</sup>Federal Research Centre “Saratov Scientific Centre of the Russian Academy of Sciences”, 24 Rabochaya St., Saratov 410028, Russia

<sup>3</sup>Institute of Applied Mathematics and Mechanics, 74 Rosa Luxemburg St., Donetsk 283048, Russia

**Anna A. Silinskaya**, [asilinskaya@gmail.com](mailto:asilinskaya@gmail.com), <https://orcid.org/0009-0000-8624-6279>, SPIN: 6033-8317, AuthorID: 1296737

**Aleksey S. Bogomolov**, [alexbogomolov@ya.ru](mailto:alexbogomolov@ya.ru), <https://orcid.org/0000-0002-6972-3181>, SPIN: 3689-2420, AuthorID: 109940

**Vadim A. Kushnikov**, [kushnikoff@yandex.ru](mailto:kushnikoff@yandex.ru), <https://orcid.org/0000-0002-9195-2546>, SPIN: 4755-5063, AuthorID: 10353

**Abstract.** This paper introduces a computational model for simulating multi-agent evacuation dynamics based on the Multi-Agent Proximal Policy Optimization (MAPPO) algorithm. The proposed framework incorporates multiple evacuation exits with varying opening times, heterogeneous agent types, panic-induced behavioral modifications, and social interactions of the leader–follower type. A hybrid action space is employed, combining discrete exit selection with continuous movement control. Training is performed under a curriculum learning paradigm, gradually increasing the number of agents to enhance generalization and adaptability to different population sizes. Several methodological refinements were implemented to improve training stability and efficiency: dropout layers to mitigate overfitting, exponential exploration decay to enable a smooth shift toward precise actions, and reward normalization to stabilize policy updates. Simulations were conducted in a 15 × 20 m environment with three exits (each 1.5 m wide, opening sequentially every 6 seconds). The model also incorporates mechanisms of information dissemination: leaders are aware of all exits from the start of the simulation, while individual agents detect exits within a 5 m radius and propagate this knowledge to neighbors within 2 m. Social groups follow predefined behavioral rules, such as granting elderly agents a speed adjustment and assigning leaders strategic decision-making roles. Computational experiments with scenarios involving 50 agents demonstrated that the presence of social groups and leaders significantly accelerates evacuation, particularly benefiting elderly agents. Optimal performance was observed in settings with two leaders, whereas scenarios with a single leader led to bottlenecks, longer evacuation times, and higher levels of panic. These findings highlight the potential of reinforcement learning–based approaches for analyzing and optimizing evacuation processes in complex indoor environments. The developed mathematical model is intended for use in the creation of digital twins for simulating and optimizing human flow processes, as well as for conducting computational experiments to calculate efficient evacuation times and routes.



**Keywords:** multi-agent model, evacuation, reinforcement learning, MAPPO, social groups, hybrid action space, age categories

**Acknowledgements:** This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation within the framework of the state assignment (project No. FРЕМ-2026-0006).

**For citation:** Silinskaya A. A., Bogomolov A. S., Kushnikov V. A. A mathematical model of social group evacuation from buildings with multiple exits. *Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2026, vol. 26, iss. 2, pp. 302–311 (in Russian). DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2026-26-2-302-311>, EDN: UEEHGG

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC-BY 4.0)

## Введение

В настоящее время множество международных исследований посвящено вопросам разработки и использования математических моделей для представления процессов эвакуации людей из помещений при возникновении опасных ситуаций. Агентно-ориентированный подход [1,2] позволяет учесть индивидуальное и групповое поведение, но ограничен в адаптации к изменяющимся условиям. Геоинформационные системы [3] визуализируют пути, игнорируя поведение в толпе.

В [4–6] предложены многоагентные модели эвакуации с учетом столкновений и сложной геометрии помещений. В [5] интегрируется моделирование пожара и эвакуации с использованием модели частично упругого удара, в [6] — спонтанная эвакуация с механикой обгона. Однако эти работы не учитывают физические различия агентов, социальные взаимодействия и панику. В [7] на основе методик МЧС России моделируются возрастные группы с их характеристиками и механизм ожидания при заторах, но без паники и социальных связей.

Значительный прогресс в моделировании достигнут с применением глубокого обучения с подкреплением (DRL). Работы [8–10] используют DRL для оптимизации путей в реальном времени, но не учитывают столкновения, панику или социальные группы. Лидер-ориентированные модели [11] на основе алгоритма PPO (Proximal Policy Optimization) ускоряют эвакуацию за счет координации агентов, но упрощают их поведение.

Рассмотренные работы имеют ограничения: статичность среды, игнорирование индивидуальных характеристик, социального взаимодействия и адаптивности к сложным помещениям с множеством выходов. Это обуславливает актуальность новых подходов.

Задачей данной работы является разработка многоагентной модели эвакуации, учитывающей: агентов трех возрастных категорий с разными физическими характеристиками; уровень паники и ее влияние на движение; социальные взаимодействия типа «лидер–последователь»; наличие нескольких выходов, открывающихся в разное время.

## 1. Математические модели для симуляции поведения агентов

Для симуляции поведения агентов при эвакуации была разработана модель на основе алгоритма MAPPO (Multi-Agent Proximal Policy Optimization) [12]. MAPPO является расширением алгоритма PPO для многоагентных систем. Алгоритм предполагает использование двух нейросетей — актора и критика, где актор определяет стратегию агента, а критик оценивает ценность его действий, используя глобальную информацию. Применяется подход CTDE (Centralized Training, Decentralized Execution), где обучение агентов происходит централизованно (например, с использованием общей информации о состоянии), но после обучения каждый агент действует независимо, используя собственные локальные наблюдения. Это позволяет решать проблему нестационарности среды и распределения награды.

Для решения поставленной задачи модель была развита путем внедрения некоторых модификаций. Используется гибридное пространство действий, включающее в себя дискретный выбор действия и непрерывное движение. Этот подход позволяет отобразить реалии



эвакуации, где агенты принимают стратегические решения о цели (подходящем выходе) и тактически маневрируют в толпе. Подобные гибридные пространства действий показали свою эффективность в задачах с иерархическим управлением [13]. Для повышения обобщающей способности модели используются dropout-слои в акторской сети. Это позволяет предотвратить переобучение модели при большой размерности данных и вариативности сценариев [14, 15]. Реализован механизм затухания исследования за счет экспоненциального уменьшения стандартного отклонения непрерывных действий. Этот подход позволяет обеспечить переход от активного исследования среды к точным движениям, что поддерживается практиками управления исследованием в обучении с подкреплением [16, 17]. Награды агентов нормализуются по стандартному отклонению. Это позволяет стабилизировать обучение, когда награды имеют высокую вариативность [18]. Также для улучшения обобщающей способности используется принцип curriculum learning [16, 19] с постепенным повышением числа агентов в среде в процессе обучения. Этот подход позволяет агентам сначала обучиться простым сценариям, где взаимодействия друг с другом минимальны, а основная цель — движение к выходу. Затем, по мере роста, агенты учатся более тонко маневрировать в толпе.

## 2. Обучение математической модели

Обучение модели проводилось в двумерной среде  $15 \times 20$  м (площадь  $300 \text{ м}^2$ ) с тремя выходами шириной 1.5 м. Один из выходов открыт с самого начала симуляции, считается основным, поэтому известен всем агентам (расположен справа на рис. 1). Другие выходы открываются с интервалом 6 с. Агенты узнают о новых выходах в радиусе 5 м и передают информацию другим участникам в радиусе 2 м. Лидер узнает об открытии выхода вне зависимости от расстояния. Такая конфигурация помещения характерна для таких общественных помещений, как учебные аудитории, торговые залы, рестораны или офисы. Согласно своду правил системы противопожарной защиты<sup>1</sup> для помещений с одновременным пребыванием более 50 человек требуется не менее двух выходов, а минимальная ширина эвакуационного выхода при пребывании в помещении более 15 человек должна быть не меньше 1.2 м.

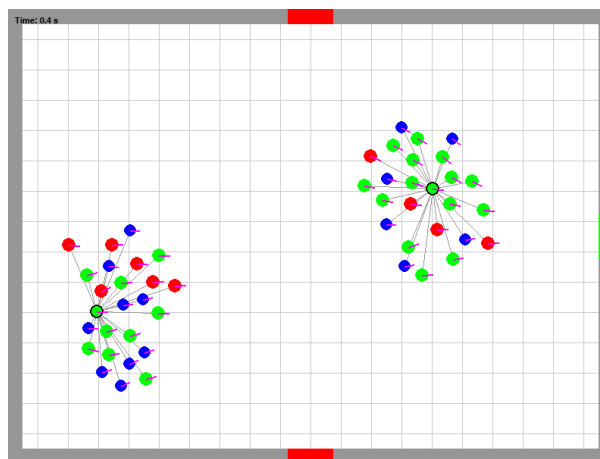


Рис. 1. Среда с 50 агентами и 2 лидерами  
Fig. 1. Environment with 50 agents and 2 leaders

Предусмотрено три типа агентов разных возрастных категорий, которые инициализируются в среде в фиксированной пропорции: «подросток» — 30%, «взрослый» — 50%, «пожилой» — 20%. Они различаются своими скоростью, маневренностью и радиусом проекции. Лидерами могут быть только взрослые агенты. Для повышения обобщающей способности модели во время обучения их число случайным образом варьируется от двух до половины общего числа агентов. При инициализации среды для сценариев с социальными группами группы считались заранее организованными, поэтому размещались кластером (см. рис. 1). Как одиночные агенты, так и группы размещались в среде случайно.

В модели предусмотрено влияние паники на маневренность агентов, предполагая, что по мере ее роста агенты становятся менее маневренными [20]. Ее рост зависит от близости других агентов и удаленности от выхода [21], при этом у агентов, организованных в группы,

<sup>1</sup>Об утверждении свода правил СП 1.13130 «Системы противопожарной защиты. Эвакуационные пути и выходы»: Приказ МЧС России от 19.03.2020 г. № 194. Москва : МЧС России, 2020. 47 с.

уровень паники растёт медленнее [22]. Уровень паники зависит от скученности агентов, времени с начала эвакуации и удаленности от выхода. Уровень паники принимает значения на отрезке  $[0; 1]$ . Увеличение паники определяется как

$$\text{panic\_increase} = \sum_{\text{nearby\_agents}} w_{\text{type}} + d_{\text{exit}} f_{\text{type}},$$

где  $w_{\text{type}} = 0.1$  для одиночных агентов,  $0.03$  — для агентов, принадлежащих данной группе,  $0.06$  — для агентов, принадлежащих другой группе,  $d_{\text{exit}}$  — нормализованное расстояние до ближайшего открытого выхода,  $f_{\text{type}} = 0.2$  для одиночных или  $0.1$  для групповых агентов,  $\text{nearby\_agents}$  — число агентов в радиусе 1.5 м. Затем уровень паники на каждом шаге симуляции обновляется по формуле

$$\text{panic\_level}_{t+1} = \max(0, \min(1, \text{panic\_level}_t + 0.1 \cdot \text{panic\_increase} - \text{decay\_rate})),$$

где  $\text{decay\_rate} = 0.01$  для одиночных агентов,  $0.02$  для агентов в группе.

Эксперименты в [22] показали, что при эвакуации лидер может управлять скоростью агентов, в том числе оказывать помощь в передвижении. В связи с этим при эвакуации в социальных группах пожилые агенты, будучи уязвимыми участниками движения, получают бонус к скорости при следовании за лидером.

В сценариях с группами лидер выбирает выход, вычисляя среднее расстояние всех своих последователей до него. Последователи, находящиеся к другому выходу значительно ближе, чем к лидеру, могут отделяться от группы. Такое решение принимается, когда расстояние до альтернативного выхода оказывается меньше, чем расстояние до выхода, выбранного лидером, и при этом разница между этими расстояниями превышает половину расстояния до лидера. Однако это правило не распространяется на пожилых агентов: они остаются с лидером, чтобы отразить их большую зависимость от лидеров в стрессовых ситуациях.

Обучение для сценариев с социальными группами и без них проводилось отдельно.

Модель обучалась и тестировалась на помещении фиксированной конфигурации. Текущая программная реализация потребует переобучения для помещений с другой геометрией, с иным количеством или расположением выходов. Интервал открытия выходов можно изменять перед проведением симуляции, однако механизма для установки времени открытия в процессе симуляции в текущей реализации не предусмотрено.

Асимптотическая сложность обучения модели оценивается как

$$O(E_{\text{обуч}} T_{\text{шаг}} N^2 + E_{\text{обуч}} T_{\text{шаг}} N H_{\text{скр}}^2 + U E_{\text{обуч}} E_{\text{обнов}} V_{\text{кол}} V_{\text{разм}} H_{\text{скр}}^2),$$

где  $N$  — количество агентов,  $E_{\text{обуч}}$  — количество эпизодов обучения,  $T_{\text{шаг}}$  — максимальное число шагов на эпизод,  $V_{\text{разм}}$  — размер батча,  $E_{\text{обнов}}$  — количество эпох обновления РРО,  $H_{\text{скр}}$  — размер скрытого слоя нейросети,  $V_{\text{кол}}$  — количество батчей в буфере,  $U$  — количество обновлений за эпизод. В текущей реализации ключевым ограничением производительности является квадратичная зависимость от количества агентов, что ограничивает масштабируемость на сценарии с числом агентов более 100. Это связано с тем, что модель вычисляет взаимодействия для каждого отдельного агента. Далее для адаптации системы к большим масштабам мы будем использовать разбиение пространства на ячейки.

### 3. Итоги вычислительных экспериментов и выводы

Симуляция с использованием обученной модели проводилась для 50 агентов для сценариев с группами и без них. Число лидеров социальных групп изменялось от 1 до 6. Для каждого сценария проводилось 50 эпизодов, полное и среднее время эвакуации всех агентов представлено на рис. 2.

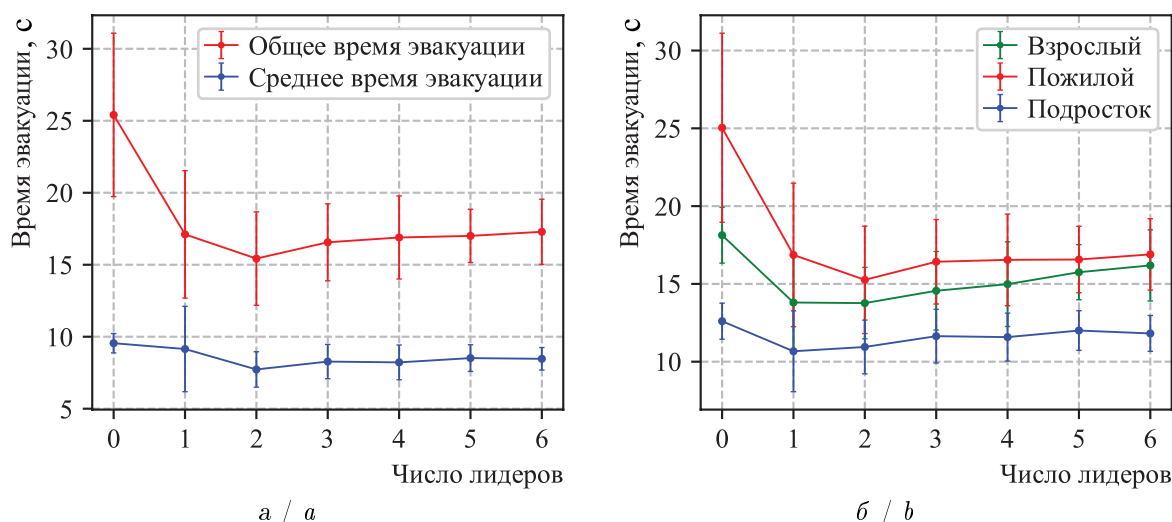


Рис. 2. Сравнение общего времени эвакуации 50 агентов: *a* — со средним временем эвакуации; *b* — по типам агентов (цвет онлайн)

Fig. 2. Comparison of total evacuation time for 50 agents: *a* is with average evacuation time; *b* by agent type (color online)

Результаты экспериментов дают основание предполагать, что эвакуация в социальных группах происходит быстрее, особенно в случае наличия пожилых агентов. При этом эвакуация с одним лидером занимает наибольшее время и имеет наибольшее стандартное отклонение. Полагаем, что такой результат связан с тем, что лидер ведет своих последователей к одному выходу, из-за чего образуются заторы. Также из-за случайного размещения агентов в среде группы могли расположиться изначально как на большом, так и на малом расстоянии от выходов. Эта особенность способствовала повышению стандартного отклонения для сценариев с малым числом лидеров. В свою очередь, при одиночной эвакуации высокое стандартное отклонение объясняется общей нескоординированностью агентов. Пожилые агенты вносят наибольший вклад в продолжительность эвакуации, поэтому их случайное размещение в среде относительно выходов также может оказывать значительное влияние на общее время. В рассматриваемых условиях для более оперативной эвакуации рекомендуется наличие двух лидеров.

Число столкновений было наибольшим в сценарии с одним лидером, в остальных случаях разницу можно считать незначительной. Полагаем, что уровень паники также снижается по мере роста числа лидеров.

Согласно Приложению № 6 Приказа МЧС №1140<sup>2</sup> время эвакуации определяется как

$$t_{э} = t_{нэ} + \max_i \left( \frac{L_i}{v_i} \right),$$

где  $t_{нэ}$  — время начала эвакуации (в нашем случае 0, так как агенты начинают движение к выходу с начала симуляции),  $L_i$  — расстояние до ближайшего выхода для  $i$ -го человека,  $v_i$  — скорость движения  $i$ -го человека,  $L_{max} = 27.5$  м — это максимально возможное манхэттенское расстояние агента до правого выхода, открытого изначально,  $v_{min} = 0.8$  м/с для пожилых агентов в сценариях без групп,  $v_{min} = 1.2$  м/с для взрослых или пожилых в сценариях с группами. Таким образом, время эвакуации без групп  $t_{э} = 34.4$  с, с группами —  $t_{э} = 22.9$  с. Расхождение результатов вычислительных экспериментов с расчетами по этой методике в меньшую сторону может быть объяснено тем, что методика МЧС не

<sup>2</sup>Об утверждении методики определения расчетных величин пожарного риска в зданиях, сооружениях и пожарных отсеках различных классов функциональной пожарной опасности: Приказ МЧС России от 14.11.2022 г. № 1140. Москва : МЧС России, 2022. 65 с.



предполагает динамическую смену предпочтительного выхода агентами, распространение информации и координацию лидеров.

## Заключение

В работе предложено использование обучения с подкреплением для моделирования процесса эвакуации на основе алгоритма MAPPO. Особенностью разработанной модели является способность учитывать наличие нескольких выходов с открытием в разное время, агентов нескольких разных типов, социальных взаимодействий типа «лидер – последователь», влияния паники на движение. Паника измеряется показателем со значениями на отрезке  $[0; 1]$ , по мере роста которого снижается маневренность агентов. Рост показателя паники агента зависит от близости других агентов, выхода и времени с начала эвакуации. Вычислительные эксперименты показали, что наличие лидеров способствует более быстрой и эффективной эвакуации, при этом в рассматриваемых условиях наибольшая эффективность наблюдалась при двух лидерах.

Таким образом, предложенная в статье математическая модель позволяет конструктивно воспроизвести поведение людей в условиях чрезвычайных ситуаций, учитывая их взаимодействие и ограниченные параметры пространства. Среди целей исследования — оптимизация маршрутов и распределения потоков, сокращение времени эвакуации и минимизация заторов при эвакуации в сложных архитектурных условиях.

## Список литературы

1. Коткова Е. А., Матвеев А. В., Нефедьев С. А., Таранцев А. А. Агентное моделирование процесса эвакуации людей при пожарах в зданиях: обзор подходов и исследований // Современные наукоемкие технологии. 2023. № 10. С. 55–62. DOI: <https://doi.org/10.17513/snt.39791>, EDN: CZHEJY
2. Zia K., Ferscha A. An agent-based model of crowd evacuation: combining individual, social and technological aspects // Proceedings of the 2020 ACM SIGSIM Conference on Principles of Advanced Discrete Simulation. New York : Association for Computing Machinery, 2020. P. 129–140. DOI: <https://doi.org/10.1145/3384441.3395973>
3. Суханов В. О., Кузьмин А. И., Скорыходов Д. В. Геоинформационная система поддержки принятия решений на эвакуацию населения // Современные технологии обеспечения гражданской обороны и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций. 2019. № 1 (10). С. 411–413. EDN: WNCRRV
4. Цвиркун А. Д., Резчиков А. Ф., Самарцев А. А., Богомолов А. С., Иващенко В. А., Кушников В. А., Филимонок Л. Ю. Интегрированная модель динамики распространения опасных факторов пожара в помещениях и эвакуации из них // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2019. № 2 (176). С. 47–54. DOI: <https://doi.org/10.14489/vkit.2019.02.pp.047-054>, EDN: ZACMDZ
5. Цвиркун А. Д., Резчиков А. Ф., Самарцев А. А., Иващенко В. А., Богомолов А. С., Кушников В. А., Филимонок Л. Ю. Система интегрированного моделирования распространения опасных факторов пожара и эвакуации людей из помещений // Автоматика и телемеханика. 2022. № 5. С. 26–42. DOI: <https://doi.org/10.31857/S0005231022050038>, EDN: ABHDTO
6. Samartsev A., Ivaschenko V., Rezchikov A., Kushnikov V., Filimonuk L., Bogomolov A. Multiagent model of people evacuation from premises while emergency // Advances in Systems Science and Applications. 2019. Vol. 19, iss. 1. P. 98–115. DOI: <https://doi.org/10.25728/assa.2019.19.1.558>, EDN: JJSDFW
7. Гамаюнова В. О., Богомолов А. С., Кушников В. А., Иващенко В. А. Мультиагентное моделирование эвакуации из помещений с учетом столкновений агентов // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2025. Т. 25, вып. 1. С. 106–115. DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2025-25-1-106-115>, EDN: TLQGGD
8. Rosa A. C., Falqueiro M. C., Bonacin R., De Mendonça F. L. L., Filho G. P. R., Gonçalves V. P. EvacuAI: An analysis of escape routes in indoor environments with the aid of reinforcement learning // Sensors. 2023. Vol. 23, iss. 21. Art. 8892. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23218892>



9. Ünal A. E., Gezer C., Pak B. K., Güngör V. Ç. Generating emergency evacuation route directions based on crowd simulations with reinforcement learning // 2022 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU). Antalya : IEEE, 2022. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ASYU56188.2022.9925560>
10. Xu D., Huang X., Mango J., Li X., Li Z. Simulating multi-exit evacuation using deep reinforcement learning // Transactions in GIS. 2021. Vol. 25, iss. 3. P. 1542–1564. DOI: <https://doi.org/10.1111/tgis.12738>
11. Sinpan N., Sasithong P., Chaudhary S., Poomrittigul S., Leelawat N., Wuttisittikulkiij L. Simulative investigations of crowd evacuation by incorporating reinforcement learning scheme // ICACS '22: Proceedings of the 6th International Conference on Algorithms, Computing and Systems. New York : Association for Computing Machinery, 2022. P. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1145/3564982.3564983>
12. Yu C., Velu A., Vinitzky E., Gao J., Wang Y., Bayen A., Wu Y. The surprising effectiveness of PPO in cooperative multi-agent games // Advances in Neural Information Processing Systems. 2022. Vol. 35. P. 24611–24624.
13. Xiong J., Wang Q., Yang Z., Sun P., Han L., Zheng Y., Fu H., Zhang T., Liu J., Liu H. Parametrized deep Q-networks learning: Reinforcement learning with discrete-continuous hybrid action space // arXiv preprint arXiv:1810.06394. 2018. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1810.06394>
14. Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting // Journal of Machine Learning Research. 2014. Vol. 15. P. 1929–1958.
15. Gal Y., Ghahramani Z. Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning // Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning. New York, USA : PMLR, 2016. P. 1050–1059.
16. Sutton R. S., Barto A. Reinforcement learning: An introduction. Cambridge : The MIT Press, 2020. 552 p.
17. Lillicrap T. P., Hunt J. J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., Silver D., Wierstra D. Continuous control with deep reinforcement learning // arXiv preprint arXiv:1509.02971. 2015. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.02971>
18. Schulman J., Wolski F., Dhariwal P., Radford A., Klimov O. Proximal policy optimization algorithms // arXiv preprint arXiv:1707.06347. 2017. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347>
19. Narvekar S., Peng B., Leonetti M., Sinapov J., Taylor M. E., Stone P. Curriculum learning for reinforcement learning domains: A framework and survey // Journal of Machine Learning Research. 2020. Vol. 21, iss. 1. P. 181:1–181:50.
20. Wang L., Zheng J.-H., Zhang X.-S., Zhang J.-L., Wang Q.-Z., Zhang Q.-Zh. Pedestrians' behavior in emergency evacuation: Modeling and simulation // Chinese Physics B. 2016. Vol. 25, iss. 11. Art. 118901. DOI: <https://doi.org/10.1088/1674-1056/25/11/118901>
21. Trivedi A., Rao S. Agent-based modeling of emergency evacuations considering human panic behavior // IEEE Transactions on Computational Social Systems. 2018. Vol. 5, iss. 1. P. 277–288. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSS.2017.2783332>
22. Ding N., Sun C. Experimental study of leader-and-follower behaviours during emergency evacuation // Fire Safety Journal. 2020. Vol. 117. Art. 103189. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2020.103189>

## References

1. Kotkova E. A., Matveev A. V., Nefedev S. A., Tarantsev A. A. Agent modeling of the process of people evacuation during fire in buildings: A review of approaches and research. *Modern High Technologies*, 2023, iss. 10, pp. 55–62. DOI: <https://doi.org/10.17513/snt.39791>, EDN: CZHEJY
2. Zia K., Ferscha A. An agent-based model of crowd evacuation: combining individual, social and technological aspects. *Proceedings of the 2020 ACM SIGSIM Conference on Principles of Advanced Discrete Simulation*. New York, Association for Computing Machinery, 2020, pp. 129–140. DOI: <https://doi.org/10.1145/3384441.3395973>



3. Sukhanov V. O., Kuzmin A. I., Skorokhodov D. V. Geoinformation system support decision-making on evacuation of the population. *Sovremennye tekhnologii obespecheniya grazhdanskoj oborony i likvidatsii posledstviy chrezvychaynykh situatsiy* [Modern Technologies for Civil Defense and Emergency Response], 2019, iss. 1 (10), pp. 411–413 (in Russian). EDN: [WNCRRV](#)
4. Tsvirkun A. D., Rezchikov A. F., Samartsev A. A., Bogomolov A. S., Ivashchenko V. A., Kushnikov V. A., Filimonyuk L. Yu. Integrated model of the fire dangerous factors dynamics in premises and the evacuation. *Herald of Computer and Information Technologies. Scientific, Technical and Production Monthly Journal*, 2019, iss. 2 (176), pp. 47–54 (in Russian). DOI: <https://doi.org/10.14489/vkit.2019.02.pp.047-054>, EDN: [ZACMDZ](#)
5. Tsvirkun A. D., Rezchikov A. F., Filimonyuk L. Y., Samartsev A. A., Ivashchenko V. A., Bogomolov A. S., Kushnikov V. A. System of integrated simulation of spread of hazardous factors of fire and evacuation of people from indoors. *Automation and Remote Control*, 2022, vol. 83, iss. 5, pp. 692–705. DOI: <https://doi.org/10.1134/S0005117922050034>, EDN: [POZSHW](#)
6. Samartsev A., Ivaschenko V., Rezchikov A., Kushnikov V., Filimonyuk L., Bogomolov A. Multiagent model of people evacuation from premises while emergency. *Advances in Systems Science and Applications*, 2019, vol. 19, iss. 1, pp. 98–115. DOI: <https://doi.org/10.25728/assa.2019.19.1.558>, EDN: [JJSDFW](#)
7. Gamayunova V. O., Bogomolov A. S., Kushnikov V. A., Ivashchenko V. A. Multi-agent modeling of evacuation from premises with consideration of agent collisions. *Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2025, vol. 25, iss. 1, pp. 106–115 (in Russian). DOI: <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2025-25-1-106-115>, EDN: [TLQGGD](#)
8. Rosa A. C., Falqueiro M. C., Bonacin R., De Mendonça F. L. L., Filho G. P. R., Gonçalves V. P. EvacuAI: An analysis of escape routes in indoor environments with the aid of reinforcement learning. *Sensors*, 2023, vol. 23, iss. 21, art. 8892. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23218892>
9. Ünal A. E., Gezer C., Pak B. K., Güngör V. Ç. Generating emergency evacuation route directions based on crowd simulations with reinforcement learning. *2022 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU)*. Antalya, IEEE, 2022, pp. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ASYU56188.2022.9925560>
10. Xu D., Huang X., Mango J., Li X., Li Z. Simulating multi-exit evacuation using deep reinforcement learning. *Transactions in GIS*, 2021, vol. 25, iss. 3, pp. 1542–1564. DOI: <https://doi.org/10.1111/tgis.12738>
11. Sinpan N., Sasithong P., Chaudhary S., Poomrittigul S., Leelawat N., Wuttisittikulij L. Simulative investigations of crowd evacuation by incorporating reinforcement learning scheme. *ICACS '22: Proceedings of the 6th International Conference on Algorithms, Computing and Systems*. New York, Association for Computing Machinery, 2022, pp. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1145/3564982.3564983>
12. Yu C., Velu A., Vinitsky E., Gao J., Wang Y., Bayen A., Wu Y. The surprising effectiveness of PPO in cooperative multi-agent games. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, vol. 35, pp. 24611–24624.
13. Xiong J., Wang Q., Yang Z., Sun P., Han L., Zheng Y., Fu H., Zhang T., Liu J., Liu H. Parametrized deep Q-networks learning: Reinforcement learning with discrete-continuous hybrid action space. *arXiv preprint arXiv:1810.06394*, 2018. DOI: <https://doi.org/10.48550/arxiv.1810.06394>
14. Srivastava N., Hinton G., Krizhevsky A., Sutskever I., Salakhutdinov R. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, vol. 15, pp. 1929–1958.
15. Gal Y., Ghahramani Z. Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning. *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*. New York, USA, PMLR, 2016, pp. 1050–1059.
16. Sutton R. S., Barto A. *Reinforcement learning: An introduction*. Cambridge, The MIT Press, 2020. 552 p.
17. Lillicrap T. P., Hunt J. J., Pritzel A., Heess N., Erez T., Tassa Y., Silver D., Wierstra D. Continuous control with deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1509.02971*, 2015. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1509.02971>



18. Schulman J., Wolski F., Dhariwal P., Radford A., Klimov O. Proximal policy optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv:1707.06347*, 2017. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.06347>
19. Narvekar S., Peng B., Leonetti M., Sinapov J., Taylor M. E., Stone P. Curriculum learning for reinforcement learning domains: A framework and survey. *Journal of Machine Learning Research*, 2020, vol. 21, iss. 1, pp. 181:1–181:50.
20. Wang L., Zheng J.-H., Zhang X.-S., Zhang J.-L., Wang Q.-Z., Zhang Q.-Zh. Pedestrians' behavior in emergency evacuation: Modeling and simulation. *Chinese Physics B*, 2016, vol. 25, iss. 11, art. 118901. DOI: <https://doi.org/10.1088/1674-1056/25/11/118901>
21. Trivedi A., Rao S. Agent-based modeling of emergency evacuations considering human panic behavior. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2018, vol. 5, iss. 1, pp. 277–288. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCSS.2017.2783332>
22. Ding N., Sun C. Experimental study of leader-and-follower behaviours during emergency evacuation. *Fire Safety Journal*, 2020, vol. 117, art. 103189. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.firesaf.2020.103189>

Поступила в редакцию / Received 12.11.2025

Принята к публикации / Accepted 29.11.2025

Опубликована / Published 01.06.2026