

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра математической кибернетики и компьютерных наук

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭВАКУАЦИИ ИЗ ПОМЕЩЕНИЙ С УЧЕТОМ  
СОЦИАЛЬНЫХ ГРУПП И МНОЖЕСТВЕННЫХ ВЫХОДОВ НА  
ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ**

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

Студентки 2 курса 273 группы  
направления 02.04.03 — Математическое обеспечение и администрирование  
информационных систем  
факультета КНиИТ  
Силинской Анны Александровны

Научный руководитель  
профессор, д. т. н., доцент

\_\_\_\_\_

А. С. Богомолов

Заведующий кафедрой  
к. ф.-м. н., доцент

\_\_\_\_\_

С. В. Миронов

Саратов 2026

## ВВЕДЕНИЕ

Моделирование эвакуации из помещений приобретает все большую значимость в условиях высоких темпов урбанизации и усложнения архитектуры зданий. Анализ последствий крупных чрезвычайных ситуаций показывает, что при грамотной организации эвакуации и соблюдении норм безопасности гибель людей могла быть предотвращена. Сложность задачи обусловлена необходимостью одновременного учета множества факторов: различий в поведении людей, их физических особенностей, изменчивости среды, наличия социальных связей и психологических состояний.

Одним из перспективных подходов к моделированию сложного поведения человека является обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), при котором агент самостоятельно вырабатывает оптимальные стратегии на основе взаимодействия со средой. В отличие от методов с жестко заданным поведением, RL позволяет агентам адаптироваться к одновременному действию множества факторов: индивидуальных особенностей, плотности толпы, необходимости избегать столкновений. Существующие подходы, основанные на детерминированных правилах, агентно-ориентированных моделях или классических нейросетевых методах, обладают ограничениями: статичность среды, упрощенное моделирование столкновений, отсутствие учета социального взаимодействия и недостаточная адаптивность к помещениям с несколькими выходами различной ширины и временем открытия.

Целью настоящей работы является разработка многоагентной модели эвакуации из торговых помещений на основе алгоритма многоагентного обучения с подкреплением MARPO, учитывающей физические характеристики агентов четырех типов, уровень паники и ее влияние на движение, социальное поведение в рамках групп «лидер–последователь», а также наличие нескольких выходов с различным временем открытия.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

1. провести обзор существующих подходов к моделированию эвакуации и выявить их ограничения;
2. определить типы агентов и их физические параметры по методике МЧС России, разработать модели движения, паники и социального взаимодействия;
3. разработать набор конфигураций торговых помещений, соответствующих

- нормативным требованиям, и реализовать многоагентную среду обучения;
4. реализовать алгоритм MAPPO с гибридным пространством действий и обучением по принципу curriculum learning;
  5. провести вычислительные эксперименты для оценки влияния социальных групп, числа лидеров и загрузки помещения на время эвакуации.

Научная новизна работы заключается в комплексном подходе к моделированию эвакуации, объединяющем алгоритм MAPPO с гибридным пространством действий (дискретный выбор целевого выхода и непрерывный вектор движения), гетерогенность четырех типов агентов с параметрами по методике МЧС России, механизм паники и социальные группы. Введена количественная метрика качества модели  $k = t_{\text{сим}}/t_p$ , позволяющая сопоставлять результаты симуляции с нормативной аналитической моделью.

Выпускная квалификационная работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованных источников и приложений. Первая глава посвящена обзору подходов к моделированию эвакуации и сравнению алгоритмов многоагентного обучения с подкреплением. Вторая глава содержит описание разработанной модели: алгоритма MAPPO, архитектуры нейронных сетей, модели движения, системы наград, поведения агентов, конфигураций помещений и особенностей программной реализации. Третья глава представляет результаты вычислительных экспериментов, включая анализ влияния числа лидеров, масштабируемости, эффекта по типам агентов и валидацию модели.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Первая глава «Обучение с подкреплением для моделирования эвакуации»** посвящена обзору существующих подходов к моделированию эвакуации и сравнительному анализу алгоритмов многоагентного обучения с подкреплением.

В первом разделе главы рассматриваются существующие подходы к моделированию эвакуации. Агентно-ориентированные модели фокусируются на индивидуальном и групповом поведении, однако их адаптивность к изменяющимся условиям ограничена. Нейросетевые подходы предсказывают маршруты, но не реагируют на динамические изменения среды. Геоинформационные системы визуализируют оптимальные пути, но игнорируют поведение в плотной толпе. Многоагентные модели с учетом физических столкновений зачастую не учитывают физические различия агентов, социальные взаимодействия и влияние

паники. Существенный прогресс достигнут с применением глубокого обучения с подкреплением (Deep Reinforcement Learning, DRL): известные работы используют алгоритмы DQN, DDPG, MADDPG, иерархические модели и трехмерные среды и демонстрируют способность RL находить оптимальные маршруты и адаптироваться к плотности потока. Тем не менее основные ограничения существующих DRL-моделей заключаются в статичности среды, игнорировании индивидуальных характеристик агентов, упрощенном моделировании столкновений, отсутствии социального взаимодействия и недостаточной адаптивности к помещениям с множеством выходов разной ширины и временем открытия.

Во втором разделе главы проведено сравнение алгоритмов многоагентного обучения с подкреплением. Разработка эффективной модели эвакуации требует учета сходимости алгоритма в нестационарной среде, способности к обобщению, реалистичности поведения и поддержки гибридного пространства действий. Методы ценности (VDN, QMIX) основаны на декомпозиции совместной  $Q$ -функции, хорошо масштабируются, но ограничены дискретным пространством действий. Метод политики IPPO прост в реализации и поддерживает оба типа пространств, но не обеспечивает явной координации между агентами. Среди методов «актор-критик» MADDPG работает в парадигме CTDE и подходит для непрерывных пространств, но плохо масштабируется при росте числа агентов; СОМА эффективно решает задачу распределения «заслуг», но имеет низкую эффективность использования данных и склонен к локальным минимумам. Алгоритм MAPPO (Multi-Agent Proximal Policy Optimization) – многоагентное расширение PPO в парадигме централизованного обучения и децентрализованного исполнения (CTDE) – демонстрирует высокую производительность, эффективность использования данных, поддерживает как дискретные, так и непрерывные пространства действий, устойчив к нестационарности среды благодаря отсечению целевой функции. По совокупности характеристик MAPPO выделяется универсальностью и устойчивостью, что делает его целесообразным выбором для поставленной задачи.

**Во второй главе «Разработанная модель»** представлено описание архитектуры и компонент многоагентной модели эвакуации: алгоритм MAPPO, нейросетевые архитектуры, пространство наблюдений, модель движения на основе социальных сил, система наград, поведение агентов, система лидерства, конфигурации среды, процесс обучения и особенности программной реализа-

ции.

В первом разделе главы описывается алгоритм MAPPO. Каждый агент имеет собственную политику  $\pi_{\theta_i}(a_i|s_i)$ , где  $s_i$  – локальное наблюдение агента  $i$ , а  $a_i$  – его действие. Во время обучения используется общая функция ценности  $V(s)$ , оценивающая ожидаемую совокупную награду для глобального состояния  $s$ . Обновление политики основано на обрезанной суррогатной цели:

$$L^{\text{clip}}(\theta_i) = \mathbb{E} \left[ \min \left( r_t(\theta_i) \widehat{A}_t, \text{clip} \left( r_t(\theta_i), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon \right) \widehat{A}_t \right) \right],$$

где  $r_t(\theta_i) = \pi_{\theta_i}(a_t|s_t)/\pi_{\theta_i^{\text{old}}}(a_t|s_t)$  – отношение вероятностей текущей и старой политики,  $\widehat{A}_t$  – оценка преимущества по методу Generalized Advantage Estimation (GAE),  $\epsilon = 0,2$  – коэффициент отсечения. К целевой функции добавляется энтропийный бонус с коэффициентом  $\beta = 0,02$ , коэффициент дисконтирования  $\gamma = 0,99$ , параметр сглаживания GAE  $\lambda = 0,95$ .

Во втором разделе представлена архитектура модели и пространство наблюдений. Пространство действий является гибридным: дискретный компонент – выбор целевого выхода из  $N_{\text{max}} = 3$  возможных, непрерывный – вектор движения  $(v_x, v_y)$ . Такой подход реалистично отражает реалии эвакуации, где агенты принимают стратегические решения о цели и тактически маневрируют в толпе. Акторская сеть содержит входной слой размерности 19, два скрытых слоя по 256 нейронов с активацией ReLU и dropout-слоями ( $p = 0,2$ ), а также две выходных «головы»: дискретную (softmax по выходам) и непрерывную (среднее и логарифм стандартного отклонения вектора движения). Сеть критика принимает вектор глобального состояния размерности 914 и имеет два скрытых слоя по 256 нейронов. Сети оптимизируются с Adam:  $\alpha_{\text{actor}} = 5 \times 10^{-4}$ ,  $\alpha_{\text{critic}} = 1 \times 10^{-3}$ . Пространство наблюдений каждого агента имеет фиксированный размер 19, одинаковый для всех конфигураций, что позволяет использовать одну обученную модель на разных планировках без переобучения. Вектор включает позицию агента, компоненты скорости, one-hot тип агента, уровень паники, вектор известных выходов с дополнением нулями, число соседей в радиусе 5 м, расстояния до границ помещения и нормализованные размеры помещения.

Третий раздел посвящен построению модели движения. Для описания физики перемещения используется модель социальных сил (Social Force Model, SFM). Движение каждого агента определяется суммой «социальных» и физических сил. Основная движущая сила описывает стремление агента к желаемой

скорости:

$$\vec{F}_i^{\text{drv}} = \frac{v_i^0 \vec{e}_i^0 - \vec{v}_i}{\tau},$$

где  $\tau = 0,5$  с – время релаксации. Желаемое направление определяется как взвешенная комбинация направления к целевому выходу (вес 0,85) и вектора движения от RL-политики (вес 0,15). Взаимодействие со стенами и между агентами описывается суммой социального отталкивания, упругой контактной силы и скользящего трения, а также учитывает анизотропию (Headed Social Force Model). Обновление скорости выполняется по схеме Эйлера с шагом  $\Delta t = 1/60$  с. Для корректного перемещения реализованы механизмы разрешения столкновений (скольжение по касательной, отступ по нормали) и навигации вокруг внутренних препятствий (обход углов стеллажей через промежуточные точки и проверка пересечения отрезка «агент → выход» с препятствиями по алгоритму Коэна–Сазерленда).

В четвертом разделе описана система наград, спроектированная по принципу минимизации числа компонент для обеспечения четкого градиентного сигнала. Она включает пять компонент: штраф за время (постоянная срочность), прогресс движения к выходу с бонусом близости, штраф за застревание, награду за эвакуацию пропорциональную скорости и коллективный бонус при эвакуации всех агентов. При использовании групп лидер получает дополнительную награду за каждого эвакуированного подопечного, а переключение агента на более близкий выход дает дополнительный бонус. Из системы наград намеренно исключены штраф за повороты, награда за уровень паники и штраф за скученность, дублирующие физику SFM.

Пятый раздел рассматривает поведение агентов. Параметры движения людей в модели определены в соответствии с действующей методикой МЧС России (приложение № 2 к Приказу № 1140). Скорость движения при произвольной плотности определяется формулой

$$V = V_0 \cdot (1 - a \cdot \ln(D/D_0)) \text{ при } D > D_0; \quad V = V_0 \text{ при } D \leq D_0,$$

где  $D$  – плотность людского потока (чел./м<sup>2</sup>),  $V_0$  – скорость свободного движения,  $a$  – коэффициент адаптации,  $D_0$  – предельная плотность свободного движения. Для моделирования эвакуации из торгового объекта (класс функциональной пожарной опасности Ф3.1) выделены четыре типа агентов, соответ-

ствующих основным расчетным группам по методике МЧС России. Параметры приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Параметры типов агентов в модели

Тип	Группа	$V_0$ , м/с	$f$ , м <sup>2</sup>	$r$ , м	Маневр.	$a$	$D_0$	Доля
YOUNG	M0-2	2,00	0,09	0,17	1,0	0,308	0,72	20%
ADULT	M0-3	1,67	0,10	0,18	0,85	0,295	0,51	52%
ELDERLY	M1	1,33	0,125	0,20	0,7	0,295	0,51	25%
MGN	M2	0,42	0,200	0,25	0,4	0,428	0,96	3%

Тип ADULT является единственным типом, из которого назначаются лидеры. Тип MGN наиболее уязвим: его скорость в 4–5 раз ниже остальных. Пропорции типов приняты на основании возрастной структуры населения России. Уровень паники каждого агента изменяется в диапазоне  $[0; 1]$  и зависит от близости других агентов и удаленности от выхода; при превышении порога 0,7 скорость снижается до  $0,5v_0$ . В режиме с группами рост паники у подопечных лидера замедлен, а снижение ускорено. При начале симуляции каждому агенту известен только один (основной) выход; остальные обнаруживаются в радиусе 5 м, лидеры знают обо всех открытых выходах и распространяют информацию проходящим мимо агентам.

В шестом разделе описана система лидерства. Модель поддерживает два режима: без групп и с социальными группами. Число лидеров определяется автоматически в диапазоне от  $\max(1, N/15)$  до  $N/8$ , где  $N$  – общее число агентов. Лидерами могут быть только агенты типа ADULT, что соответствует представлению о персонале магазина. Подопечные распределяются по пространственной близости. Поведение зависит от типа: YOUNG и ADULT получают от лидера знание о выходах, но физически движутся самостоятельно; ELDERLY и MGN физически следуют за лидером (желаемое направление смещается к лидеру с весом до 0,6) и получают бонус к скорости  $\times 1,3$ . Такая архитектура обеспечивает, что группы ускоряют эвакуацию, а не замедляют ее.

В седьмом разделе представлены конфигурации среды. Модель обучается и оценивается на пяти конфигурациях торговых залов класса функциональной пожарной опасности Ф3.1 – от минимаркета (80 м<sup>2</sup>) до магазина (300 м<sup>2</sup>). При обучении конфигурация выбирается случайным образом, что вынуждает политику адаптироваться к различным геометриям. Все конфигурации имеют

основной выход, открытый с начала симуляции, и один-два запасных выхода с задержкой открытия 5–12 с. Параметры приведены в таблице 2.

Таблица 2 – Конфигурации моделируемых торговых помещений

Конфигурация	Размер, м	$S$ , м <sup>2</sup>	$N_{\max}$	Выходы	Стеллажи	$S_{\text{обст}}$ , м <sup>2</sup>	$t_p$ , с
Минимаркет 80	8 × 10	80	27	2	6	6,0	6,4
Минимаркет 150	10 × 15	150	50	2	6	9,6	9,6
Магазин 240	12 × 20	240	80	3	6	15,0	12,3
Магазин 300а	15 × 20	300	100	3	8	20,0	12,4
Магазин 300б	20 × 15	300	100	3	10	20,0	13,0

В восьмом разделе описаны процесс обучения и программная реализация. Процесс обучения реализован по принципу curriculum learning с рандомизацией конфигураций среды. Обучение проходит как серия из 300 эпизодов: первые 20% эпизодов число агентов фиксировано ( $N_{\min} = 15$ ), на оставшихся – линейно возрастает до  $N_{\max} = 100$ . Каждый эпизод симулирует эвакуацию до полной эвакуации или достижения максимума 5000 шагов. Сети MAPPO обновляются за 20 эпох с мини-батчами по 1024 перехода, градиенты обрезаются до максимальной нормы 0,5. Программный комплекс реализован на языке Python 3 в виде пакета из 12 модулей. Для поиска соседей применен метод пространственного хэширования с сеткой ячеек 2 м, что снижает сложность с  $O(N^2)$  до  $O(N \cdot k)$ . Вычислительно затратные функции компилируются в машинный код с помощью JIT-компилятора Numba. Реализована поддержка параллельного запуска нескольких экземпляров среды, что эффективно утилизирует многоядерные процессоры.

В третьей главе «Результаты вычислительных экспериментов» представлены экспериментальная оценка модели, анализ эффекта социальных групп, зависимости времени эвакуации от количества лидеров, масштабируемости, сравнение конфигураций, влияние на панику, эффект по типам агентов и валидация.

В первом разделе главы вводится метрика качества модели. Для каждой конфигурации вычисляется расчетное время эвакуации  $t_p$  по упрощенной аналитической модели (приложение № 6 к Приказу МЧС России № 1140) как максимум из времени движения наиболее удаленного человека и времени, определяемого пропускной способностью выходов. Эффективность модели оцени-

вается коэффициентом

$$k = t_{\text{сим}}/t_{\text{р}},$$

где  $t_{\text{сим}}$  – время эвакуации в модели. Значение  $k > 1$  ожидаемо, поскольку упрощенная аналитическая модель является наименее детализированной из трех нормативных моделей МЧС, а разработанная модель учитывает физику столкновений, обход препятствий, неполную информированность агентов и динамическое принятие решений.

Во втором разделе описаны эксперименты и эффект социальных групп. Для оценки модели проведена серия из 92 уникальных экспериментов, покрывающая все пять конфигураций при четырех уровнях загрузки (25%, 50%, 75%, 100% от максимальной вместимости). Для каждой комбинации выполнен один эксперимент в режиме без лидеров и эксперименты для каждого допустимого числа лидеров в диапазоне  $[\max(1, N/15); N/8]$ . Каждый эксперимент проведен в 20 независимых эпизодах со случайной расстановкой агентов: 20 экспериментов без лидеров и 72 с лидерами. В 15 из 20 комбинаций конфигураций и загрузки целесообразное число лидеров обеспечивает снижение медианного  $k$ -фактора. Среднее улучшение составляет  $\Delta k = +0,18$  (сокращение времени на 1,8 с). Эффект лидерства возрастает с ростом сложности сценария: для магазина 300б при 100% загрузке достигнут максимальный выигрыш  $\Delta k = +0,43$  (сокращение медианного времени с 30,8 с до 25,3 с). В трех из пяти лучших случаев целесообразным является выбор одного лидера при низкой загрузке – это объясняется информационной функцией лидера, который знает все выходы и транслирует информацию проходящим мимо агентам, сокращая фазу поиска. Сценарии с отрицательным эффектом лидеров разделены на три категории: избыточность лидерства в малых помещениях, интерференция потоков в вытянутых помещениях с боковыми выходами при средней загрузке и «ловушка выбора» при значительной задержке открытия третьего выхода.

Третий раздел посвящен анализу зависимости времени эвакуации от количества лидеров и масштабируемости модели. Одним из наиболее важных результатов работы является демонстрация того, что зависимость  $k$ -фактора от числа лидеров имеет нелинейный, немонотонный характер: для магазина 300б при 100 агентах наблюдается U-образная кривая с оптимумом при  $L = 11$  и худшими результатами при  $L = 6$  и  $L = 12$ . Недостаток лидеров означает неполное покрытие помещения, а избыток – интерференцию между группами.

Анализ 15 сценариев с положительным эффектом от лидерства выявил лучшее соотношение лидер/агент: медиана составляет 1 лидер на 12,5 агентов, диапазон – от 1:6 до 1:27. Полученное соотношение совпадает с типовыми штатными нормативами розничной торговли (1 сотрудник на 25–50 м<sup>2</sup>). Анализ зависимости  $k(N)$  от числа агентов выявил немонотонную зависимость в четырех из пяти конфигураций:  $k$  растет до промежуточной загрузки (50–75%), а затем снижается при 100% загрузке. Это объясняется механизмом «вынужденного распределения потоков»: при промежуточной загрузке основной выход привлекает непропорционально большую долю агентов, тогда как запасные простаивают; при полной загрузке плотность становится настолько высокой, что часть агентов перенаправляется к запасным выходам сразу при их открытии, эффективно распределяя нагрузку. Введение лидеров сглаживает кривую масштабирования.

В четвертом разделе проведено сравнение конфигураций и анализ снижения паники. Конфигурации «узкая» (15 × 20 м) и «широкая» (20 × 15 м) имеют одинаковую площадь, вместимость и число выходов, но различаются ориентацией и числом стеллажей. С введением лидеров агрегированный выигрыш для «широкой» составляет  $\Delta k = -0,22$ , для «узкой» – лишь  $\Delta k = -0,04$ . В «широком» помещении лидеры имеют больше пространства для формирования четких потоков к трем выходам с минимальным пересечением. Полученные результаты позволяют заключить, что при проектировании торговых помещений предпочтительна «широкая» ориентация (короткая сторона вдоль длинной оси эвакуации), особенно при наличии организованного персонала. Среднее снижение паники лидерами составляет 32% (медиана 31%). Эффект ослабевает с ростом загрузки: при 25% – до 68%, при 100% – 14–32%, поскольку при высокой плотности основной источник паники – близость других агентов – действует интенсивнее, чем механизм группового успокоения. Коэффициент корреляции Пирсона между средним уровнем паники и  $k$ -фактором составляет  $r = 0,66$  без лидеров и  $r = 0,50$  с лидерами. Снижение корреляции при введении лидеров указывает на то, что организованное движение в группе компенсирует негативный эффект паники.

Пятый раздел рассматривает эффект лидерства по типам агентов и валидацию модели. Наблюдаемая иерархия времен эвакуации YOUNG < ADULT < ELDERLY ≪ MGN полностью соответствует нормативным параметрам скорости. В 3 из 4 конфигураций с агентами MGN их среднее время составляет

72–100% от общего, то есть тип MGN является «узким горлышком» эвакуации. Лидеры не изменяют общей картины, но сужают разрыв: среднее ускорение MGN составляет 12%, максимальное – 26%. Это достигается за счет бонуса к скорости  $\times 1,3$  при следовании за лидером и более прямого маршрута. Все пять конфигураций попадают в диапазон  $k < 2$ . Агрегированные значения коэффициента  $k$  (без лидеров / с лидерами): минимаркет 80 – 1,36/1,37; минимаркет 150 – 1,70/1,52; магазин 240 – 1,69/1,62; магазин 300а – 1,99/1,95; магазин 300б – 1,94/1,72. Это согласуется с ожидаемым диапазоном для модели данного уровня детализации и подтверждает корректность работы модели. Наибольший агрегированный выигрыш от лидеров получен в конфигурации магазина 300б ( $\Delta k = -0,22$ ), наименьший – в минимаркете 80 ( $\Delta k = +0,01$ ), что подтверждает вывод об избыточности лидерства в малых помещениях.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе разработана многоагентная модель эвакуации из торговых помещений на основе алгоритма MAPPO с гибридным пространством действий, объединяющим дискретный выбор целевого выхода и непрерывный вектор движения. Модель учитывает гетерогенность агентов четырех типов (YOUNG, ADULT, ELDERLY, MGN) с параметрами по методике МЧС России, задержку открытия запасных выходов, влияние паники на скорость и социальные группы вида «лидер–последователь». Обучение проводилось по принципу curriculum learning на пяти конфигурациях торговых залов площадью от 80 до 300 м<sup>2</sup>; эффективность модели оценивается коэффициентом  $k = t_{\text{сим}}/t_p$ .

По результатам 92 экспериментов (по 20 независимых эпизодов каждый) установлено следующее. Введение социальных групп улучшает эвакуацию в 75% сценариев; среднее улучшение  $k$ -фактора составляет  $\Delta k = +0,18$ , максимальное –  $\Delta k = +0,43$ . Зависимость  $k(L)$  от числа лидеров нелинейна и допускает несколько локальных минимумов; лучшее медианное соотношение составляет 1 лидер на 12,5 агентов, что совпадает с типовыми штатными нормативами розничной торговли. Тип MGN является «узким горлышком» эвакуации (72–100% общего времени); лидеры ускоряют MGN в среднем на 12% (максимально – 26%) и снижают средний уровень паники на 32%. «Широкая» конфигурация более отзывчива к введению лидеров, что позволяет рекомендовать «широкую» ориентацию при проектировании торговых залов, особенно при наличии организованного персонала.

Все поставленные задачи решены: разработана модель с четырьмя типами агентов, параметры которых установлены в соответствии с методикой МЧС России; реализованы механизмы паники и социальных взаимодействий по схеме «лидер–последователь»; обеспечена поддержка нескольких выходов с различным временем открытия. Полученные результаты подтверждают работоспособность и практическую ценность предложенной модели для анализа и оптимизации условий эвакуации из торговых помещений.

Публикации по результатам работы:

1. «Моделирование эвакуации с помощью алгоритмов обучения с подкреплением», доклад на студенческой научной конференции факультета КНИИТ СГУ (24 апреля 2025 г.), с присуждением II места.
2. «Математическая модель процесса эвакуации социальных групп из поме-

- щений с несколькими выходами», The 10th Workshop on Computer Modelling and Data Analysis in Decision Making (CMDM 2025), СГУ, 20 ноября 2025 г.
3. Силинская А. А., Богомолов А. С., Кушников В. А. Моделирование эвакуации из помещений с учетом социальных групп и множественных выходов // Математическое моделирование и численные методы. 2025. № 3. С. 85–102. (ВАК, категория I).
  4. 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, № 2. С. 302–311. (ВАК, категория I).