

Научная статья

УДК 004.81

DOI: <https://doi.org/10.48554/SDEE.2025.1.4>

АГЕНТНАЯ МОДЕЛЬ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО УПРАВЛЕНИЮ ПОРТФЕЛЕМ ПРОЕКТОВ

Анастасия Лёвина^{1*}, София Калязина¹, Нина Трифонова¹, Александр Антонов¹,
Валерий Абрамов²

¹Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация, levina_ai@spbstu.ru, kalyazina_se@spbstu.ru, trifonova_nv@spbstu.ru, antonov.aleksandr.s@yandex.ru

²Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова, Санкт-Петербург, Российская Федерация, val.abramov@mail.ru

*Автор, ответственный за переписку: levina_ai@spbstu.ru

Аннотация

Современные условия управления проектной деятельностью характеризуются высокой степенью динамичности, неопределенности и конкуренции за ограниченные ресурсы. Это требует применения адаптивных и интеллектуальных подходов к поддержке принятия решений, особенно в контексте управления портфелем проектов. В данной статье предложена агентная модель поддержки принятия решений, основанная на мультиагентной системе (МАС), в которой каждый объект проектной среды (портфель, проект, задача, ресурс) представлен в виде программного агента с автономной логикой поведения. Разработанная архитектура и алгоритмы функционирования системы обеспечивают децентрализованное принятие решений, координацию действий агентов и адаптацию к изменяющимся условиям реализации проектов. Особое внимание уделено формализации типов агентов, сценариев их взаимодействия, событий, инициирующих принятие решений, и соответствующих алгоритмов перераспределения ресурсов и перепланирования задач. Проведена верификация модели на основе сравнения с традиционными централизованными подходами. Результаты подтверждают эффективность агентного подхода для повышения адаптивности, согласованности и стратегической обоснованности решений в многопроектной среде.

Ключевые слова: управление портфелем проектов, мультиагентные системы, агентное моделирование, поддержка принятия решений, адаптивное управление, распределение ресурсов, моделирование проектной среды, интеллектуальные системы управления.

Цитирование: Лёвина, А., Калязина, С., Трифонова, Н., Антонов, А., Абрамов, В., 2025. Агентная Модель Поддержки Принятия Решений по Управлению Портфелем Проектов. Sustainable Development and Engineering Economics 1, 4. <https://doi.org/10.48554/SDEE.2025.1.4>






Эта работа распространяется под лицензией [CC BY-NC 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

© Лёвина, А., Калязина, С., Трифонова, Н., Антонов, А., Абрамов, В., 2025. Издатель: Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

Research Article

DOI: <https://doi.org/10.48554/SDEE.2025.1.4>

AGENT-BASED DECISION SUPPORT MODEL FOR PROJECT PORTFOLIO MANAGEMENT

Anastasia Levina^{1*} , Sofia Kalyazina¹ , Nina Trifonova¹ , Alexander Antonov¹ ,
Valery Abramov² 

¹Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg, Russian Federation, levina_ai@spbstu.ru, kalyazina_se@spbstu.ru, trifonova_nv@spbstu.ru, antonov.aleksandr.s@yandex.ru

²Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping, Saint Petersburg, Russian Federation, val.abramov@mail.ru

*Corresponding author: levina_ai@spbstu.ru

Abstract

Contemporary conditions of project activity management are characterized by a high degree of dynamism, uncertainty and competition for limited resources. This requires adaptive and intelligent approaches to decision support, especially in the context of project portfolio management. This article proposes an agent-based decision support model based on a multi-agent system (MAC), in which each object of the project environment (portfolio, project, task, resource) is represented as a software agent with autonomous behavior logic. The developed architecture and operational algorithms of the system ensure decentralized decision-making, coordination of agents' actions and adaptation to changing conditions of project implementation. Special attention is paid to the formalization of agent types, scenarios of their interaction, events that initiate decision-making and appropriate algorithms for resource redistribution and task rescheduling. Model verification was conducted through comparison with traditional centralized approaches. The results confirm the effectiveness of the agent-based approach to increase adaptability, consistency and strategic validity of decisions in a multi-project environment.

Keywords: project portfolio management; multi-agent systems; agent-based modeling; decision support; adaptive management; resource allocation; project environment modeling; intelligent management systems.

Citation: Levina, A., Kalyazina, S., Trifonova, N., Antonov, A., Abramov, V. 2025. Agent-Based Decision Support Model for Project Portfolio Management. Sustainable Development and Engineering Economics 1, 4. <https://doi.org/10.48554/SDEE.2025.1.4>

This work is licensed under a [CC BY-NC 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

© Levina, A., Kalyazina, S., Trifonova, N., Antonov, A., Abramov, V., 2025. Published by Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University

1. Введение

Современные условия управления проектной деятельностью характеризуются возрастанием сложности, динамизма и неопределенности внешней среды, что обуславливает необходимость применения инновационных подходов к поддержке принятия управленческих решений. В особенности это актуально в контексте управления портфелем проектов, где требуется учитывать множество взаимосвязанных факторов, координировать действия различных заинтересованных сторон и эффективно распределять ограниченные ресурсы между конкурирующими проектами. Традиционные методы, основанные на централизованном планировании и оптимизации, часто оказываются недостаточными в условиях высокой изменчивости, отсутствия полной информации и необходимости адаптивного поведения субъектов управления (Dianov & Isroilov, 2022).

В последние десятилетия все большую популярность приобретают агентно-ориентированные подходы и мультиагентные системы (МАС), которые демонстрируют высокую эффективность в задачах, связанных с координацией распределенных действий, с автономным принятием решений и с моделированием взаимодействий между участниками сложных социально-экономических систем. Агентная парадигма, основанная на представлении участников системы в виде автономных, рационально действующих и взаимодействующих агентов, позволяет формализовать как индивидуальные цели и поведение агентов, так и их коллективную деятельность. Это делает ее особенно привлекательной для моделирования процессов управления портфелем проектов, где требуются согласование интересов множества участников и динамическое перераспределение ресурсов в реальном времени.

Несмотря на значительный прогресс в области применения МАС в различных предметных областях, вопросы адаптации агентно-ориентированных моделей к специфике управления проектным портфелем остаются недостаточно изученными. Актуальной научной задачей является разработка таких моделей взаимодействия агентов, которые позволяли бы эффективно учитывать приоритеты проектов, изменяющиеся условия внешней среды, доступность ресурсов и ограниченность временных рамок. Важным элементом таких моделей выступает алгоритмическое описание поведения агентов и их координации, направленное на достижение согласованных решений в условиях многокритериальности и конфликтных целей.

Настоящая работа посвящена разработке агентной модели поддержки принятия решений в системе управления портфелем проектов. В рамках статьи рассматривается архитектура МАС, описываются принципы организации взаимодействия агентов и предлагается алгоритм, обеспечивающий эффективное распределение ресурсов между проектами с учетом их приоритетов и ограничений. Представленная модель направлена на повышение адаптивности и гибкости управленческих решений, а также на создание основ для построения интеллектуальных систем поддержки управления в условиях проектной неопределенности.

2. Обзор литературы

В последние десятилетия агентно-ориентированные подходы и МАС получили широкое распространение в задачах поддержки принятия решений (Ivanov et al., 2024; Kalyazina, 2024). Их способность моделировать сложные, динамичные и распределенные

системы делает их особенно ценными в условиях неопределенности и многокритериальности.

Агентно-ориентированное моделирование зарекомендовало себя как эффективный инструмент для анализа и оптимизации процессов в различных отраслях (Pin et al., 2025).

В области распределения ресурсов и планирования задач МАС демонстрируют высокую эффективность. Так, авторы (Creech et al., 2021) разработали алгоритм оптимизации распределения ресурсов в динамичных МАС, используя методы обучения с подкреплением. Это позволяет агентам адаптироваться к изменяющимся условиям и эффективно распределять ограниченные ресурсы. В другом исследовании (Alam et al., 2018) предложили распределенный алгоритм для многоресурсного распределения с минимальными коммуникационными затратами, что особенно актуально для умных городов и других распределенных систем.

Применение МАС в финансовом управлении также демонстрирует значительные преимущества. Авторы (Huang & Tanaka, 2021) разработали модульную и масштабируемую систему на основе мультиагентного обучения с подкреплением для управления финансовыми портфелями. Эта система позволяет эффективно адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям и управлять разнообразными активами.

В производственных системах МАС используются для оптимизации распределения ресурсов и планирования задач. Авторы (Han et al., 2017) предложили мультиагентную систему для двухэтапного планирования проектов, где агенты взаимодействуют для разрешения конфликтов ресурсов и оптимизации расписания. Авторы (Zhao & Zhang, 2025) разработали агентно-ориентированную систему моделирования для оптимизации распределения ресурсов в производственных процессах с учетом сетевых структур и временных ограничений.

В области программной инженерии МАС применяются для формирования команд с учетом личностных характеристик и навыков участников. В работе (Koch et al., 2015) предложена модель, учитывающая личностные особенности и навыки при распределении задач в программных проектах, что способствует повышению эффективности командной работы.

Авторы (Braquet & Bakolas, 2021) предложили децентрализованный аукционный алгоритм для динамического распределения задач в пространственно-распределенных МАС. Их метод учитывает как затраты агентов на выполнение задач, так и получаемые вознаграждения, обеспечивая эффективное распределение ресурсов в условиях изменяющейся среды.

Авторы (Doostmohammadian et al., 2024) представили обзор распределенных алгоритмов для задач распределения ресурсов в МАС, охватывая линейные, нелинейные и двойственные подходы. Они акцентируют внимание на математических основах, свойствах алгоритмов и их применимости в различных сценариях, подчеркивая важность выбора подходящего метода в зависимости от конкретных требований системы.

Авторы (Wu et al., 2022) разработали структуру принятия решений для команд МАС с учетом управления нагрузкой. Используя децентрализованное обучение с подкреплением,

они демонстрируют, как агенты могут адаптироваться к неожиданным изменениям в задачах, эффективно распределяя ресурсы и избегая перегрузок.

Авторы (Adhau & Mittal, 2011) предложили агентно-ориентированную структуру для динамического многопроектного планирования с ограниченными ресурсами. Их система включает кооперативные переговоры между автономными агентами, что позволяет гибко реагировать на изменения в проектной среде и эффективно распределять ресурсы между проектами.

Авторы (Nguyen et al., 2018) провели обзор методов глубокого обучения с подкреплением в МАС, обсуждая проблемы, решения и приложения в различных областях, включая управление ресурсами и планирование задач. Они подчеркивают потенциал этих методов в решении сложных задач в динамичных и неопределенных средах.

В работе (Dorri et al., 2018) представлена подробная таксономия приложений МАС, охватывающая широкий спектр современных и перспективных областей применения. Авторы классифицируют приложения МАС по пяти ключевым направлениям: компьютерные сети, робототехника, моделирование, городская и застроенная среда, а также интеллектуальные энергосети. Каждое из направлений иллюстрируется примерами актуальных исследований и разработок.

В контексте компьютерных сетей МАС применяются для решения задач управления сетевым трафиком, обнаружения атак, самоорганизации в беспроводных сенсорных сетях и обеспечения устойчивости к сбоям. Агенты функционируют как автономные узлы, способные принимать локальные решения и взаимодействовать для достижения глобальной цели, повышая эффективность и безопасность сетевых инфраструктур. Например, в (Govinda & Sathiyamoorthy, 2012; Singh et al., 2015) рассматривается роль агентов в обеспечении устойчивости сетей к отказам и атакам.

В области робототехники МАС используются для организации совместных действий между роботами – как в физической, так и в симулированной среде. Это может быть кооперативное перемещение, разведка, выполнение задач в условиях ограниченного пространства или изменяющейся среды. Исследование (Parker, 1998) демонстрирует, как мультиагентные подходы способствуют координации между автономными мобильными роботами.

Моделирование представляет собой еще одну важную сферу применения МАС, в особенности при построении симуляций социального поведения, экономических процессов и систем с большим числом участников. МАС позволяют точно воспроизводить взаимодействия между агентами и наблюдать эмерджентные эффекты. Работа (Bonabeau, 2002) подчеркивает преимущества агентных моделей для анализа и прогнозирования поведения сложных систем.

Применение МАС можно также рассматривать в управлении городской и застроенной средой (Kosiakov et al., 2024; Safiullin et al., 2024). Агенты участвуют в управлении интеллектуальными транспортными системами, уличным освещением, парковкой и другими элементами городской инфраструктуры. Эти системы улучшают адаптивность городской среды к изменяющимся условиям. Например, в (Cai et al., 2016; Hager et al., 2015) описано использование агентов в системах управления городским трафиком.

В интеллектуальных энергосетях (smart grids) агенты обеспечивают согласованное управление генерацией, распределением и потреблением энергии, позволяя эффективно интегрировать распределенные и возобновляемые источники энергии (Kalyazina et al., 2025). Работы (Merabet et al., 2014; Nguyen & Flueck, 2012) демонстрируют, как агенты могут выступать в роли потребителей и поставщиков энергии, принимая решения на основе локальных условий и рыночной информации.

Обзор литературы показывает, что, несмотря на активное развитие агентно-ориентированных подходов и широкое распространение МАС в различных прикладных областях – от управления сетевой инфраструктурой (Dorri et al., 2018) до робототехники (Parker, 1998) и моделирования социально-экономических процессов (Bonabeau, 2002), – область применения МАС в управлении проектной деятельностью, особенно в условиях многопроектной среды, остается сравнительно малоисследованной. Анализ существующей литературы показывает, что основное внимание в прикладных работах сосредоточено на задачах распределения ресурсов, автономной координации агентов и устойчивости решений в динамически изменяющихся условиях (Adhau & Mittal, 2011; Doostmohammadian et al., 2024; Nan et al., 2017), однако наблюдается ограниченность в проработке архитектур и алгоритмических моделей, специально ориентированных на специфику портфельного управления проектами.

В рамках существующих исследований часто отсутствует четкое разграничение между уровнями принятия решений в МАС, что затрудняет реализацию стратегий, согласующих локальные действия агентов с глобальными целями портфеля проектов. Проблема интеграции индивидуальных проектных агентов в единую координируемую среду также остается недостаточно решенной, особенно в контексте конфликтов интересов между проектами и конкуренции за ограниченные ресурсы. В современных публикациях редко предлагаются системные механизмы адаптации моделей МАС к неопределенности, связанной с изменениями приоритетов проектов, внешними рисками и нестабильностью ресурсной базы (Braquet & Bakolas, 2021; Wu et al., 2022).

Кроме того, несмотря на наличие работ, предлагающих методы децентрализованного управления ресурсами и динамического планирования (Zhao & Zhang, 2025), в них зачастую отсутствует обоснованная формализация критериев эффективности на уровне всего портфеля, что затрудняет применение предложенных решений в управлении программами и комплексными проектными инициативами. Сложности также вызывает обеспечение масштабируемости МАС при увеличении числа проектов и агентов, участвующих в системе, а также обеспечение когерентности их взаимодействий в условиях частичной или асимметричной информации (Nguyen et al., 2018).

Таким образом, текущее состояние исследований демонстрирует наличие ряда методологических и прикладных лакун, устранение которых требует разработки новых моделей взаимодействия агентов, специально адаптированных к многопроектной среде. Это включает формализацию механизмов распределенного принятия решений с учетом иерархий проектных приоритетов, разработку алгоритмов межагентного согласования стратегий и реализацию механизмов адаптации к изменяющимся условиям среды.

3. Материалы и методы

Разработка агентной модели поддержки принятия решений по управлению портфелем проектов осуществлялась на междисциплинарной методологической основе, объединяющей подходы системного анализа, теории управления проектами, математического моделирования и теории МАС. В качестве исходного теоретико-методологического фундамента была использована концепция иерархической структуры управления проектной деятельностью, охватывающей стратегический уровень, уровень управления портфелем проектов и уровень отдельных проектов. Такая трехуровневая структура позволяет более точно формализовать процессы принятия решений и взаимосвязи между управленческими объектами, что особенно важно в условиях высокой неопределенности и ограниченности ресурсов, характерных для многопроектной среды.

Ключевым элементом предложенной модели стала МАС, реализующая распределенную архитектуру принятия решений. Каждый объект проектной среды, включая портфель, отдельный проект, задачи внутри проекта и ресурсы, интерпретируется как автономный программный агент, обладающий собственным набором характеристик, правил поведения и логикой принятия решений. Такое представление позволяет формализовать и смоделировать децентрализованные процессы управления, в которых каждый агент действует на основе локальной информации и локальных целей, но при этом взаимодействует с другими агентами в рамках общей цели максимизации эффективности портфеля проектов.

При построении модели были использованы формальные методы описания поведения агентов, включающие математические зависимости, оптимизационные задачи, логические условия и систему ограничений. Принятие решений агентами осуществляется на основании оценки таких факторов, как стратегическая важность проекта, соотношение ожидаемых доходов и затрат, доступность и ограниченность ресурсов, сроки реализации, а также возможное влияние включения нового проекта на текущую структуру портфеля. Были разработаны алгоритмы поведения агентов в условиях возникновения типовых событий, включая поступление новых проектных инициатив, конкуренцию между проектами за ограниченные ресурсы, необходимость перепланирования задач в случае изменения условий реализации проектов. Эти сценарии реализуются в рамках дискретных блоков, описывающих реакцию системы на изменение входных параметров и адаптацию управляющих решений.

Особое внимание в процессе построения модели уделялось формализации критериев качества портфеля, которые включают совокупную финансовую эффективность, сбалансированность использования ресурсов, согласованность сроков и степень достижения стратегических целей. Принцип мультикритериальности реализуется посредством взвешенной свертки целевых функций, отражающих интересы различных уровней управления, с возможностью адаптации весовых коэффициентов в зависимости от приоритетов конкретной организации или отрасли.

Алгоритмы функционирования МАС предусматривают не только планирование и выбор проектов, но и динамическое перепланирование, позволяющее учитывать возникновение новых задач, перераспределение ресурсов, изменение сроков выполнения и внешние ограничения. В модели предусмотрены условия оптимального распределения

ресурсов между задачами на основе минимизации простоев и конфликтов при конкуренции за ограниченные ресурсы. Также рассмотрены механизмы разрешения конфликтов, включая контрактные взаимодействия, приоритеты задач, критичность операций и балансировку загрузки ресурсов.

Для верификации корректности построенной модели использовались процедуры логико-семантического анализа сценариев поведения агентов, моделирование типовых управленческих ситуаций и сравнение результатов, полученных в рамках агентной модели, с результатами, основанными на традиционных централизованных подходах. На этом этапе также были выявлены ограничения универсальности модели, связанные с необходимостью ее адаптации к специфике конкретных многопроектных сред и корпоративных стратегий управления.

Таким образом, агентно-ориентированный метод, положенный в основу предлагаемой системы поддержки принятия решений, обеспечивает возможность построения адаптивной, масштабируемой и когнитивно обоснованной модели управления портфелем проектов, учитывающей как формализуемые экономико-математические аспекты, так и поведенческие особенности взаимодействия участников проектной среды.

4. Результаты

Агент-ориентированный подход подразумевает, что каждому объекту системы ставится в соответствие программный агент, реализующий его поведение при принятии решений. Описать задачу поддержки принятия решений по управлению проектной деятельностью в агентной постановке означает:

1. выделить типы агентов;
2. описать характеристики агентов и их функции принятия решений;
3. описать события, влекущие потребность принятия управленческого решения, и типы принимаемых решений;
4. описать правила поведения агентов при возникновении событий, требующих принятия управленческого решения.

Определенная таким образом МАС представляет собой адаптивную систему поддержки принятия решений, учитывающую изменения условий реализации проектов и ограничений доступных ресурсов.

Типы агентов:

агент портфеля (= агент компании) – интеллектуальный агент (программная сущность), моделирующая совокупность проектов, реализуемых в рамках стратегических целей компании; принимает решения о включении новых проектов, перераспределении ресурсов между проектами и приоритизации инициатив в зависимости от изменения внешних и внутренних условий, стремясь максимизировать стратегическую ценность портфеля;

агент проекта – интеллектуальный агент (программная сущность), представляющая отдельный проект с его целями, сроками, ограничениями и требованиями к ресурсам; управляет структурой задач, контролирует ход реализации, взаимодействует с агентом

портфеля для согласования приоритетов и запрашивает необходимые ресурсы у агентов ресурсов;

агент задачи – интеллектуальный агент (программная сущность), моделирующая отдельную работу (операцию) внутри проекта, обладающую параметрами трудоемкости, сроков выполнения, приоритетности и необходимого набора компетенций ресурсов; инициирует взаимодействие с агентами ресурсов для выполнения своей части проекта и адаптирует поведение в случае перераспределения задач или изменения условий;

агент ресурса – интеллектуальный агент (программная сущность), олицетворяющая доступные ресурсы компании (человеческие, материальные, технические), обладающие характеристиками компетенций, доступности и стоимости; принимает запросы от агентов задач и проектов, участвует в процессе распределения, резервирования и перераспределения ресурсов в зависимости от текущей нагрузки и приоритетов.

Структура МАС с отображением взаимосвязи агентов на всех уровнях управления представлена на рис. 1.

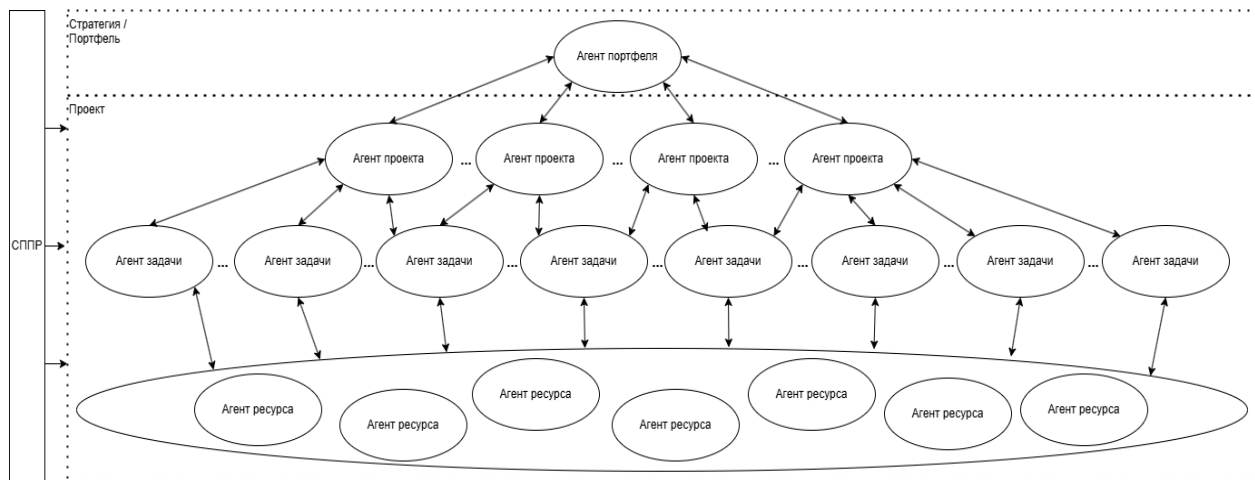


Рисунок 1. Взаимосвязь агентов на всех уровнях управления

Каждый тип агента нацелен на достижение своих локальных целей, однако взаимодействие между ними обеспечивает согласованность действий на уровне всей многопроектной среды. Это позволяет построить адаптивную систему поддержки принятия решений, учитывающую изменения условий реализации проектов и ограничений доступных ресурсов.

Характеристики агентов:

Агент портфеля (= агент компании)

$F = \{f_1, \dots, f_h, \dots, f_H\}$ – набор критериев качества сформированного портфеля,

где <с точностью до перенумерации>, $h = 1, \dots, H$;

$f_1, \dots, f_{h.min}$ – минимизируемые критерии;

$f_{h.min}, \dots, f_{h.max}$ – максимизируемые критерии;

$\{\alpha_1, \dots, \alpha_h, \dots, \alpha_H\}$ – весовые коэффициенты значимости критериев;

C – финансовый результат реализации портфеля;

$C_{\setminus p_i}$ – финансовый результат текущего портфеля, принимаемого за базовый, до включения проекта p_i ;

Агент проекта

$P = \{p_1, \dots, p_i, \dots, p_n\}$ – множество потенциальных проектов $i = 1, \dots, n$;
 $p_i^{t.dur}$ – длительность проекта p_i ;
 $p_i^{t.start}$ – момент начала проекта p_i ;
 $p_i^{t.start.min} \leq p_i^{t.start} \leq p_i^{t.start.max}$ – диапазон допустимого времени начала проекта p_i ;
 $p_i^{t.fin}$ – момент окончания проекта p_i ;
 $p_i^{t.fin.min} \leq p_i^{t.fin} \leq p_i^{t.fin.max}$ – диапазон допустимого времени окончания проекта p_i ;
 p_i^{cost} – затраты на реализацию проекта p_i ;
 p_i^{rev} – валовый финансовый результат от реализации проекта p_i ;
 x_i – бинарная переменная, обозначающая факт включения проекта в портфель;
 $x_i = \begin{cases} 1, & \text{если проект включён в портфель} \\ 0, & \text{если проект не включён в портфель} \end{cases}$

Агент задачи

$O_i = \{o_{i,1}, \dots, o_{i,k}, \dots, o_{i,m_i}\}$ – множество задач проекта p_i , $k = 1, \dots, m_i$;
 $o_{i,k}^{t.dur}$ – длительность задачи $o_{i,k}$ проекта p_i ;
 $o_{i,k}^{t.start}$ – момент начала задачи $o_{i,k}$ проекта p_i ;
 $o_{i,k}^{t.start.min} \leq o_{i,k}^{t.start} \leq o_{i,k}^{t.start.max}$ – диапазон допустимого времени начала задачи $o_{i,k}$ проекта p_i ;
 $o_{i,k}^{t.fin}$ – момент окончания задачи $o_{i,k}$ проекта p_i ;
 $o_{i,k}^{t.fin.min} \leq o_{i,k}^{t.fin} \leq o_{i,k}^{t.fin.max}$ – диапазон допустимого времени окончания задачи $o_{i,k}$ проекта p_i ;
 $o_{i,k}^{t.dur} = o_{i,k}^{t.fin} - o_{i,k}^{t.start}$;
 $o_{i,k}^{r_j}$ – потребность задачи $o_{i,k}$ проекта p_i в ресурсе r_j ;
 $o_{i,k}^{r_j,t}$ – потребность задачи $o_{i,k}$ проекта p_i в ресурсе r_j в момент времени t .

Таким образом, длительность проекта складывается из суммы длительностей составляющих его задач и интервалов между задачами:

$$p_i^{t.dur} = p_i^{t.fin} - p_i^{t.start} = \sum_k o_{i,k}^{t.dur} + \sum_k (o_{i,k}^{t.start} - o_{i,k-1}^{t.fin}) \quad (1)$$

Агент ресурса

$R = \{r_1, \dots, r_j, \dots, r_l\}$ – множество видов ресурсов, необходимых для реализации проектов, $j = 1, \dots, l$;
 r_j^{stock} – совокупный запас ресурса r_j ;
 $r_j^{stock_t}$ – совокупный запас ресурса r_j в момент времени t ;
 r_j^{pen} – штраф за простой ресурса r_j в единицу времени;
 $r_j^{t.pause}$ – время простоя ресурса r_j .

Типы событий и типы решений:

- Событие 1: Появление нового проекта-претендента на включение в портфель.
Решение 1.1: Включение или невключение проекта в портфель.

2. Событие 2: Появление нескольких конкурирующих проектов-претендентов на включение в портфель.

Решение 2.1: Включение или невключение проектов в портфель вне зависимости проектов-претендентов друг от друга.

Решение 2.2: Выбор между конкурирующими проектами.

3. Событие 3: Перепланирование задач реализуемых проектов.

Решение 3.1: Формирование обновленного плана выполнения задач.

Схематично взаимосвязь типов решений и событий представлена на рис. 2.

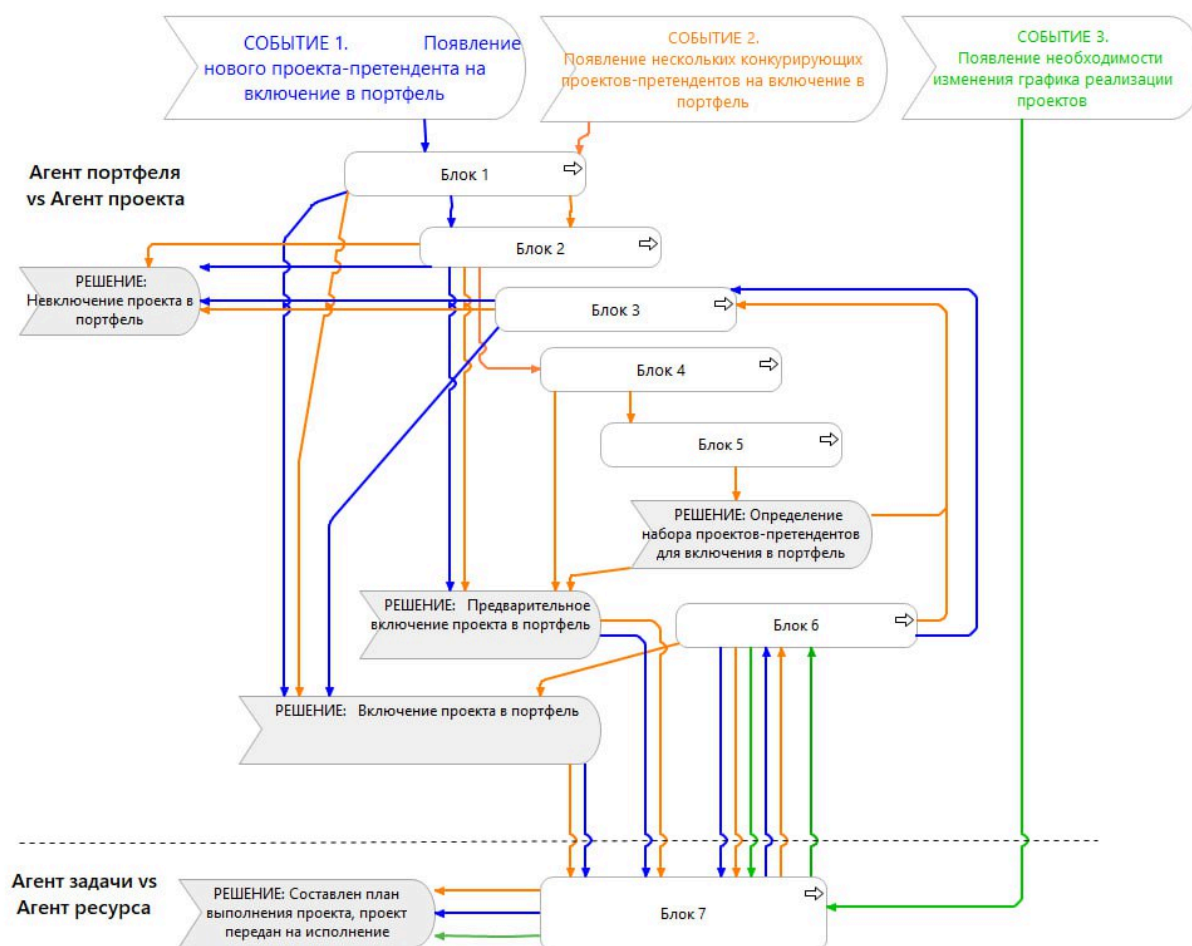


Рисунок 2. Типы событий и типы решений в МАС

Правила поведения агентов

Описание алгоритма работы системы поддержки принятия решений (СППР) основывается на ряде предпосылок, упрощений и ограничений. Во-первых, цель алгоритма – описать логику работы СППР и основные модели поведения агентов. Во-вторых, СППР управления проектной деятельностью строится из утверждения, что каждый проект представляет собой гетерогенную сущность, сочетающую экономические, социальные, технические аспекты, управление которой на практике не может быть полностью реализовано автоматизированной системой. Потому в алгоритме описаны лишь сложные комбинаторные, формализуемые задачи, которые целесообразно передать на исполнение автоматизированной СППР. Процессы окончательного выбора проектов и изменения существенных параметров проектов остаются ответственностью лица, принимающего

решение (ЛПР) соответствующего уровня. В-третьих, описаны базовые варианты работы СППР, не учитывающие специфику конкретных многопроектных сред и конкретных проектов. Эти аспекты относятся к вопросам адаптации предложенного алгоритма СППР под требования и особенности конкретной многопроектной среды. Отдельные варианты подобной адаптации описаны ниже в разделе «Ограничения и дискуссионные аспекты».

Алгоритм работы СППР описан ниже в виде сценариев, реализуемых в зависимости от возникающих событий, требующих принятия управленческого решения. Отклик на каждое инициирующее событие подразумевает реализацию определенного набора действий. Отдельные группы действий будут повторяться в разных сценариях, поэтому представляется целесообразным сгруппировать подобные (самодостаточные с точки зрения выполнения элементарных задач) группы действий в блоки, из которых будут формироваться сценарии работы СППР.

Событие 1: Появление нового проекта-претендента на включение в портфель.

Участники: агент портфеля, агент проекта.

Горизонт планирования: $[t^0, t^{fut}]$, где $t^0 = \min_i \{o_{i,k}^{t.start}\}$, $t^{fut} = \max_i \{o_{i,k}^{t.fin}\}$

Алгоритм подготовки принятия решения в ответ на событие:

Блок 1. Если проект имеет наивысшую стратегическую важность, то он включается в портфель вне зависимости от значений финансовых показателей проекта:

$$\forall str_i = 1: x_i = 1. \quad (2)$$

Принятие решения переходит на Блок 7.

Блок 2. Предварительное решение о включении проекта в портфель принимается на основе проверки условий:

о превышении доходов по проекту над расходами:

$$p_i^{rev} - p_i^{cost} > 0; \quad (3)$$

о достаточности запасов ресурса каждого вида для выполнения проекта:

$$\sum_k o_{i,k}^{rj} < r_j^{stock} \quad (4)$$

Характеристики портфеля при условии включения проекта в портфель должны быть не хуже, чем до включения проекта в портфель (минимум одно из приведенных ниже неравенств должно принимать форму строгого неравенства):

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [1, h.min]: f_h \leq f_h \setminus p_i; \quad (5)$$

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [h.min, h.max]: f_h \geq f_h \setminus p_i. \quad (6)$$

Если перечисленные условия выполняются, проект предварительно включается в портфель и осуществляется переход к Блоку 7 со значением $x_i = 1$:

$$C_{prelim} = C_{\setminus p_i} + (p_i^{rev} - p_i^{cost}). \quad (7)$$

Если перечисленные условия не выполняются, проект не включается в портфель.

Блок 3. Окончательное решение о включении проекта в портфель принимается на основании результатов выполнения Блока 7, после получения результатов которого проверяется выполнение следующих условий (хотя бы одно из неравенств (8–9) относительно f_h должно принимать форму строгого неравенства):

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [1, h.min] : f_h \leq f_h \setminus p_i; \quad (8)$$

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [h.min, h.max] : f_h \geq f_h \setminus p_i; \quad (9)$$

$$C = \sum_i (p_i^{rev} - p_i^{cost}) - \sum_j r_j^{pen} \cdot r_j^{t.pause}, \quad (10)$$

$$C > C_{p_i}. \quad (11)$$

Если перечисленные условия выполняются, проект включается в портфель и принимается к реализации в том виде (распределение задач в расписании), в котором был передан на согласование из Блока 7 в текущий Блок 3. В противном случае принимается решение о невключении проекта в портфель.

Если перечисленные условия не выполняются, то необходим индивидуальный для каждой многопроектной среды алгоритм дальнейшей реализации процесса, который может включать:

- формирование сигнала о нецелесообразности включения проекта в портфель в текущем виде и остановка процесса;
- принятие решения ЛПР о возможности изменения параметров проекта в «ручном» режиме;
- формирование набора формализованных правил для подобных ситуаций.

Событие 2: Появление нескольких конкурирующих проектов-претендентов на включение в портфель.

Участники: агент портфеля, агенты проектов.

Горизонт планирования: $[t^0, t^{fut}]$, где $t^0 = \min_i \{o_{i,k}^{t.start}\}$, $t^{fut} = \max_i \{o_{i,k}^{t.fin}\}$

Алгоритм подготовки принятия решения в ответ на событие:

Для каждого проекта-претендента сначала выполняются Блок 1 и Блок 2, описанные выше. По итогам Блока 2 для проектов-претендентов, которые удовлетворяют условиям, выполняется Блок 4.

Блок 4. Проверка проектов-претендентов на возможность совокупного включения в портфель. Предварительное решение о включении проектов-претендентов в портфель принимается на основе проверки условий:

- о превышении доходов над расходами по каждому проекту-претенденту:

$$p_i^{rev} - p_i^{cost} > 0, \forall p_i; \quad (12)$$

- о достаточности запасов ресурса каждого вида для выполнения всех проектов-претендентов:

$$\sum_{k,i} o_{i,k}^{r_j} < r_j^{stock}; \quad (13)$$

– характеристики портфеля при условии включения каждого проекта в портфель должны быть лучше (не хуже), чем до включения проекта в портфель:

$$\forall p_i, \forall f_h, \text{ где } h \in [1, h.min] : f_h < f_h \setminus p_i; \quad (14)$$

$$\forall p_i, \forall f_h, \text{ где } h \in [h.min, h.max] : f_h > f_h \setminus p_i. \quad (15)$$

Если перечисленные условия выполняются, все проекты-претенденты предварительно включаются в портфель и осуществляется переход к Блоку 7 со значением $x_i = 1$ (16):

$$C_{prelim} = C_{\setminus p_i} + \sum_i (p_i^{rev} - p_i^{cost}) \quad (16)$$

Если перечисленные условия не выполняются, то требуется сделать выбор между проектами-претендентами и осуществляется переход к Блоку 5.

Блок 5. Отбор проектов-претендентов для включения в портфель происходит на основании сопоставления добавленной ценности портфеля, которую могут обеспечить разные комбинации проектов-претендентов.

Необходимо найти такой набор значений булевых переменных x_i , отражающих набор включаемых в портфель проектов-претендентов, при котором:

– будут выполняться ресурсные ограничения:

$$\sum_{k,i} x_i \cdot o_{i,k}^{r_j} < r_j^{stock} \quad (17)$$

– значения целевых функций будут оптимальны. В качестве целевой функции для отбора проектов-претендентов в портфель можно выбрать функцию финансового результата, функцию свертки показателей качества портфеля либо обе функции одновременно:

$$C_{prelim} = C_{\setminus p_i} + \sum_i x_i \cdot (p_i^{rev} - p_i^{cost}) \rightarrow max; \quad (18)$$

$$F = \sum_i x_i \cdot \alpha_h \cdot f_h(p_i) \rightarrow max \quad (19)$$

По итогам реализации данного блока будет найден набор $x_i = 1$ – набор проектов, предварительно одобренных для совместного включения в портфель проектов. Далее необходимо проверить целесообразность включения отобранных проектов в портфель при доступных вариантах распределения задач в расписании – переход к Блоку 7.

Блок 6. Анализ данных о возможности совместного включения предварительно отобранных проектов в портфель на основании результатов, полученных от Блока 7.

Окончательное решение о включении проектов $x_i = 1$ в портфель, отобранных как целесообразные в Блоке 5, принимается на основании результатов выполнения Блока 7, после получения результатов которого проверяется выполнение следующих условий (минимум одно из приведенных ниже неравенств относительно f_h должно принимать форму строгого неравенства):

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [1, h.min] : f_h \leq f_h \setminus p_i; \quad (20)$$

$$\forall f_h, \text{ где } h \in [h.min, h.max] : f_h \geq f_h \setminus p_i; \quad (21)$$

$$C = \sum_i x_i \cdot (p_i^{rev} - p_i^{cost}) - \sum_j x_i \cdot r_j^{pen} \cdot r_j^{t.pause}, \quad (22)$$

$$C > C_{p_i}. \quad (23)$$

Если перечисленные условия выполняются, набор проектов $x_i = 1$, предварительно одобренных для совместного включения в портфель, включается в портфель и принимается к реализации в том виде (распределение задач в расписании), в котором они были предложены на согласование из Блока 7 в текущий Блок 6.

Если перечисленные условия не выполняются, то необходим индивидуальный для каждой многопроектной среды алгоритм дальнейшей реализации процесса, который может включать:

- формирование сигнала о нецелесообразности включения набора проектов $x_i = 1$ в портфель в текущем виде и остановка процесса;
- принятие решения ЛПР о возможности изменения параметров проектов в «ручном» режиме;
- формирование набора формализованных правил для подобных ситуаций.

Событие 3: Перепланирование задач реализуемых проектов

Участники: агенты задач, агенты ресурсов

Горизонт планирования: $[t^0, t^{fut}]$, где $t^0 = \min_i \{o_{i,k}^{t.start}\}$, $t^{fut} = \max_i \{o_{i,k}^{t.fin}\}$

Алгоритм подготовки принятия решения в ответ на событие:

Блок 7. Происходит перепланирование расписания задач в соответствии с информацией о вновь появившихся задачах или задачах, параметры которых изменились для всех проектов, переданных в Блок 7 с параметром $x_i = 1$. В Блоке 7 значения x_i «сбрасываются» и решается следующая задача:

Найти такие значения $x_i = \{1; 0\}$, при которых выполняются следующие ниже ограничения и целевые функции достигают своего оптимального значения. Для проектов, реализация которых обязательна, $x_i = const = 1$.

Ограничения:

- для каждого ресурса r_j в каждый момент времени $t \in [t^0, t^{fut}]$ выполняется требование достаточности ресурса:

$$\sum_{i,k} x_i \cdot o_{i,k}^{r_j,t} \leq r_j^{stock_t} \quad (24)$$

- для каждого проекта p_i выполняется требование выполнения проекта в срок:

$$o_{i,m}^{t.fin} = p_i^{t.fin} \leq p_i^{t.fin.max} \quad (25)$$

или

$$p_i^{t.start} + \sum_{k=1}^l (o_{i,k}^{t.fin} - o_{i,k}^{t.start}) + \sum_{k=2}^l (o_{i,k}^{t.start} - o_{i,k-1}^{t.fin}) \leq p_i^{t.fin.max} \quad (26)$$

Целевые функции:

- время простоя между последовательными задачами одного проекта должно быть минимальным:

$$\sum_k x_i \cdot (o_{i,k}^{t.start} - o_{i,k-1}^{t.fin}) \rightarrow \min; \quad (27)$$

- время простоя временных ресурсов должно быть минимальным:

$$r_j^{t.pause} = \sum_t x_i \cdot (r_j^{stock_t} - \sum_{i,k} o_{i,k}^{r,j,t}) \rightarrow \min \quad (28)$$

- необходимо реализовать максимально возможное число проектов из предварительно отобранных (29):

$$\sum_i x_i \rightarrow \max \quad (29)$$

По итогу реализации Блока 7 получаются новый набор проектов $x_i = 1$, которые могут быть включены в план реализации проектов с учетом всех совместных ограничений активных проектов, и форма их реализации. Эти данные передаются в Блок 3 или Блок 6 (в зависимости от того, по какому алгоритму начал выполняться Блок 7) для вычисления уточненных значений критериев качества сформированного портфеля и принятия окончательного решения о включении проектов в портфель.

Разработанная агентная модель была частично апробирована в условиях реальной организационной среды – в ресурсоснабжающей компании, осуществляющей управление портфелем проектов в сфере модернизации инженерной инфраструктуры. В рамках апробации был создан программный прототип модели, реализующий ключевые механизмы взаимодействия агентов: включение проектов в портфель, перераспределение ресурсов, перепланирование задач и согласование ограничений. Модель была протестирована на наборе исторических и гипотетических сценариев, имитирующих поступление новых проектных инициатив, конфликты ресурсов и необходимость быстрой адаптации к изменяющимся условиям.

В процессе апробации был проведен сравнительный анализ полученных решений с результатами, ранее сформированными традиционными централизованными методами планирования. Агентный подход продемонстрировал следующие преимущества:

- повышение сбалансированности загрузки ресурсов (на 12% ниже уровень пиковых перегрузок ресурсов);
- увеличение доли реализуемых проектов в рамках доступного бюджета;
- сокращение времени простоя между задачами в рамках проектов;
- улучшение стратегической согласованности портфеля (по экспертной оценке ЛПР компании).

Отдельного внимания заслуживает наблюдение, что модель позволила более эффективно учитывать локальные предпочтения и ограничения, характерные для каждого проекта, без существенной потери управляемости всей системой. Это подтверждает обоснованность децентрализованного механизма принятия решений и целесообразность применения агентного подхода в условиях многопроектной неопределенности.

Таким образом, проведенная частичная верификация модели на прикладном уровне продемонстрировала ее работоспособность, гибкость и потенциал к адаптации под практические условия. Эти результаты служат основой для последующей масштабной эмпирической валидации, включая использование данных из различных проектных сред и интеграцию модели в существующие ИТ-системы управления портфелем.

5. Обсуждение

Представленный алгоритм описывает обобщенную логику работы СППР на основе агентной модели. Очевидно, конкретная многопроектная среда требует уточнения и адаптации данного алгоритма под особенности реализуемых в ней проектов. Кроме того, отдельные варианты работы алгоритмов перепланирования детально проработаны в работах Скобелева П.О, Ларюхина В.Б. (Larukhin, 2023; Skobelev & Laryukhin, 2024) – эти решения могут быть эффективно интегрированы в приведенный выше алгоритм.

В модели не описаны варианты поведения агентов при конфликтах. Выбор механизма взаимодействия агентов и критериев принятия решения в случае конфликта зависит от существа проектов, используемых в них ресурсов, принятой практики проектного управления, особенностей системы принятия решений и прочих факторов. Так, при выборе агентом ресурса задачи, которой отдать приоритет при распределении ограниченного ресурса, могут быть использованы следующие механизмы: механизмы контрактов, аукционов, правил приоритетов, «критичность» задачи (критический путь проекта), минимизация дисперсии загрузки ресурса, постановка задачи в очередь и др.

Важным аспектом адаптации модели к условиям реальной проектной среды выступает возможность учета приоритетов как проектов, так и отдельных задач при распределении ограниченных ресурсов. В многопроектной среде приоритезация может определяться не только стратегической значимостью инициатив, но и актуальной потребностью в выполнении конкретных задач. В этой связи в рамках предложенной агентной модели реализована гибкая система настройки приоритетов, охватывающая разные уровни управления. Агент портфеля в процессе принятия решений о включении проектов использует стратегические весовые коэффициенты, что позволяет направлять ресурсы в пользу инициатив, обладающих наибольшей значимостью с точки зрения корпоративной или отраслевой стратегии, включая проекты, финансируемые государством или сопряженные с ключевыми бизнес-целями. В свою очередь, агенты проектов могут выстраивать внутреннюю приоритетность задач, исходя из их положения на критическом пути, потребностей в ресурсах, а также уровня рисков, связанных с их реализацией. Агентам ресурсов, сталкивающимся с конкуренцией между задачами, предоставлена возможность ориентироваться на совокупность параметров, таких как стратегический приоритет проекта, критичность задач, ожидаемый вклад в результативность портфеля или срочность выполнения.

Для формализации логики принятия решений по приоритетам в модели предусмотрена возможность использования различных подходов, опробованных в теории и практике управления проектами. В их числе – алгоритмы, опирающиеся на весовую значимость задач, методы, основанные на определении критического пути, подходы, учитывающие минимальный запас времени до дедлайна, а также аукционные и контрактные схемы взаимодействия агентов, при которых распределение ресурса происходит на основе взаимных заявок и предпочтений. Внедрение подобных механизмов в поведение агентов расширяет вариативность реализуемых стратегий и позволяет более точно учитывать специфику конкретной организационной среды.

Таким образом, приоритезация в агентной модели становится неотъемлемым инструментом управления, обеспечивая адаптацию алгоритмов планирования к

изменяющимся условиям. Это, в частности, повышает гибкость системы при перепланировании: в случае поступления новых задач или изменения условий реализации проекта агенты способны быстро переоценивать ситуацию и пересматривать решения, ориентируясь на актуальные приоритеты. Подобная динамичность особенно актуальна в нестабильной внешней среде, где проектная активность требует постоянного оперативного реагирования.

При адаптации алгоритма к конкретной многопроектной среде отдельного разъяснения и, соответственно, математического описания требуются такие детали управления конкретным портфелем проектов, как:

– возможность параллельного выполнения задач проекта при условии независимости задач по логике проекта и при отсутствии конфликта ресурсов (допускается начало последующей задачи до окончания предыдущей):

$$\exists o_{i,k_1}, o_{i,k_2} \in O_i: o_{i,k_1}^{t.start} < o_{i,k_2}^{t.fin} \wedge o_{i,k_2}^{t.start} < o_{i,k_1}^{t.fin}; \quad (30)$$

– необходимость назначения одной и той же единицы ресурса на задачи одного проекта;

– необходимость учета локальных зависимостей между задачами, например условия предшествования: если $o_{i,k_1} < o_{i,k_2}$, то:

$$o_{i,k_2}^{t.start} \geq o_{i,k_1}^{t.fin}, \quad (31)$$

т.е. если задача 1 предшествует задаче 2, то время начала задачи 2 следует за временем окончания задачи 1 либо сразу, либо с простоем, который требуется минимизировать;

– особенности использования отдельных единиц дискретного ресурса (одна единица ресурса может выполнять максимум одну задачу и др.): для случая дискретных ресурсов, когда ресурс ограничен не только по типу, но и по индивидуальным единицам (например, конкретный станок, человек, оборудование) и одну и ту же единицу ресурса необходимо использовать для задач разных проектов, каждая выполняемая в момент времени задача должна быть обеспечена необходимым числом единиц требуемого ресурса и данная задача должна быть обеспечена хотя бы одной единицей этого ресурса, если он ей требуется. При этом требуется исключение конфликта – единица ресурса не может быть назначена более чем на одну задачу одновременно, в каждый момент времени единица ресурса обслуживает максимум одну задачу. В модели возможно назначить компонент штрафа за «конфликт ресурса» или попытку назначить больше задач, чем физически доступно;

– закупка ресурсов: если агенты столкнулись с ограниченностью ресурсов, они должны распределить ресурс, для чего реализовать между собой контрактную сеть. В случае конфликта:

- агент ресурса выбирает задачу, которой отдать единицу ресурса, по:
 - приоритету задачи;
 - «критичности» (например, критический путь проекта);
 - загрузке: выбирается задача, минимизирующая дисперсию загрузки ресурса;
- агенты задач могут ставиться в очередь или отодвигаться по времени до следующего доступного интервала.

6. Заключение

Представленная в работе агентная модель поддержки принятия решений по управлению портфелем проектов демонстрирует перспективность применения МАС в условиях многопроектной среды с высокой степенью динамики, неопределенности и ограниченности ресурсов. Разработанная модель позволяет реализовать принципы адаптивного и сквозного управления проектной деятельностью, обеспечивая согласование интересов различных уровней управления – от стратегического до операционного.

Формализация поведения агентов, отражающих ключевые объекты проектной среды – портфель, проекты, задачи и ресурсы, – позволяет описать сложные взаимодействия между ними в терминах локальных и глобальных целевых функций, ограничений и условий внешней среды. Предложенные алгоритмы функционирования системы демонстрируют возможность автоматизированного анализа поступающих проектных инициатив, оценки их влияния на портфель, оптимизации использования ресурсов и адаптивного перепланирования при изменении условий реализации.

Модель может быть эффективно адаптирована к конкретным особенностям проектного управления в различных отраслях за счет настройки параметров агентов, выбора приоритетных критериев оценки портфеля и спецификации сценариев взаимодействия. При этом остается открытым вопрос об интеграции поведенческих и организационных факторов в структуру модели, а также о необходимости расширения возможностей взаимодействия агентов при возникновении конфликтов и конкуренции за ресурсы.

Таким образом, агентно-ориентированный подход к поддержке управленческих решений в области портфельного управления проектами может служить основой для построения интеллектуальных цифровых платформ управления, способных функционировать в условиях неопределенности и быстро изменяющейся внешней среды. Дальнейшие исследования предполагают эмпирическую апробацию модели на реальных данных, а также расширение модели за счет включения инструментов машинного обучения и предиктивной аналитики.

Список литературы

- Adhau, S.R., Mittal, M.L., 2011. A multi-agent based approach for dynamic multi-project scheduling. *International Journal of Advanced Operations Management* 3 (3/4), 230. <https://doi.org/10.1504/IJAOM.2011.045456>
- Alam, S.E., Shorten, R., Wirth, F., Yu, J.Y., 2018. Communication-efficient Distributed Multi-resource Allocation. *arXiv:1807.10860*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1807.10860>
- Bonabeau, E., 2002. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (suppl_3), 7280–7287. <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>
- Braquet, M., Bakolas, E., 2021. Greedy Decentralized Auction-based Task Allocation for Multi-Agent Systems. *arXiv:2107.00144*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2107.00144>
- Cai, J., Kim, D., Jaramillo, R., Braun, J. E., Hu, J., 2016. A general multi-agent control approach for building energy system optimization. *Energy and Buildings* 127, 337–351. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.040>
- Creech, N., Pacheco, N.C., Miles, S., 2021. Resource allocation in dynamic multiagent systems. *arXiv:2102.08317*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2102.08317>
- Doostmohammadian, M., Aghasi, A., Pirani, M., Nekouei, E., Zarrabi, H., Keypour, R., Rikos, A.I., Johansson, K.H., 2024. Survey of Distributed Algorithms for Resource Allocation over Multi-Agent Systems. *arXiv:2401.15607*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.15607>
- Dorri, A., Kanhere, S.S., Jurdak, R., 2018. Multi-agent systems: A survey. *IEEE Access* 6, 28573–28593. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2831228>
- Govinda, K., Sathiyamoorthy, E., 2012. Agent Based Security for Cloud Computing using Obfuscation. *Procedia Engineering* 38, 125–129. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.06.018>
- Hager, K., Rauh, J., Rid, W., 2015. Agent-based Modeling of Traffic Behavior in Growing Metropolitan Areas. *Transportation Research Procedia* 10, 306–315. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.09.080>

- Han, D., Yang, B., Li, J., Wang, J., Sun, M., Zhou, Q., 2017. A multi-agent-based system for two-stage scheduling problem of offshore project. *Advances in Mechanical Engineering* 9 (10), 168781401772088. <https://doi.org/10.1177/1687814017720882>
- Huang, Z., Tanaka, F., 2022. MSPM: A Modularized and Scalable Multi-Agent Reinforcement Learning-based System for Financial Portfolio Management. *arXiv:2102.03502*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2102.03502>
- Kalyazina, S., Ilin, I., Levina, A., 2025. A Multi-Agent System in the IT Architecture of Project Portfolio Management of an Energy Company, in: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector*. Springer, Cham, pp. 261–273. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80710-7_19
- Koch, F., Guttmann, C., Busquets, D., 2015. *Advances in Social Computing and Multiagent Systems: 6th International Workshop on Collaborative Agents Research and Development, CARE 2015 and Second International Workshop on Multiagent Foundations of Social Computing, MFSC 2015*. Springer, Cham.
- Kosiakov, S., Osipova, S., Sadykov, A., Malafeev, M., 2024. The Urban Territory Energy Balance Spatial Model Application for the Buildings Power Supply Structure Selection Decisions Analysis, in: *Digital Transformation: What are the Smart Cities Today?* Springer, Cham, pp. 317–330. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49390-4_23
- Merabet, G. H., Essaaidi, M., Talei, H., Abid, M. R., Khalil, N., Madkour, M., Benhaddou, D., 2014. Applications of multi-agent systems in smart grids: A survey, in: *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*. IEEE, pp. 1088–1094. <https://doi.org/10.1109/ICMCS.2014.6911384>
- Nguyen, C.P., Flueck, A.J., 2012. Agent Based Restoration With Distributed Energy Storage Support in Smart Grids. *IEEE Transactions on Smart Grid* 3 (2), 1029–1038. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2186833>
- Nguyen, T.T., Nguyen, N.D., Nahavandi, S. (2018). Deep Reinforcement Learning for Multi-Agent Systems: A Review of Challenges, Solutions and Applications. *arXiv:1812.11794*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1812.11794>
- Parker, L.E., 1998. ALLIANCE: An Architecture for Fault Tolerant Multi-Robot Cooperation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 14 (2), 220–240.
- Safiullin, R., Prutichikov, I., Pyrkina, O., Safiullin, R., Demchenko, V., 2024. Status Monitoring Automation for the Engineering Systems of the Smart Facilities, in: *Digital Transformation: What are the Smart Cities Today?* Springer, Cham, pp. 305–315. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49390-4_22
- Singh, A., Juneja, D., Malhotra, M., 2015. Autonomous Agent Based Load Balancing Algorithm in Cloud Computing. *Procedia Computer Science* 45, 832–841. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.03.168>
- Wu, H., Ghadami, A., Bayrak, A.E., Smereka, J.M., Epureanu, B.I., 2022. Task Allocation with Load Management in Multi-Agent Teams. *arXiv:2207.08279*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2207.08279>
- Zhao, J., Zhang, F., 2025. Agent-based simulation system for optimising resource allocation in production process. *IET Collaborative Intelligent Manufacturing* 7 (1), e70020. <https://doi.org/10.1049/cim2.70020>
- Дианов, С., Исроилов, Б., 2022. Формирование эффективных систем организационного управления. *Sustainable Development and Engineering Economics* 1, 2. <https://doi.org/10.48554/SDEE.2022.1.2>
- Иванов Д.Д., Фролов К.В., Левина А.И. Построение концептуального описания имитационной модели эксплуатации воздушных судов в рамках задачи классификации пунктов наземного обслуживания // *Авиакосмическое приборостроение*. 2024. № 1. С. 55–68. <https://doi.org/10.25791/aviakosmos.1.2024.1387>
- Ильин И.В., Воронова О.В., Никитин Н.С., Моделирование процесса управления ресурсным обеспечением ИТ-проектов интегрированных торговых систем на основе агентных моделей // *Международный научный журнал*. 2025. 101 (1), 28–38.
- Калязина С.Е. Перспективы применения агентно-ориентированного подхода в управлении проектной деятельностью организации // *Наука и бизнес: пути развития*. 2024. № 12 (162). С. 132–139.
- Ларюхин В. (2023). Методы и средства сопряжённого взаимодействия автономных интеллектуальных систем распределённого управления ресурсами предприятия // *Онтология проектирования*. 2023. Т. 13, № 2 (48). С. 254–273. 3. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2023-13-2-254-273>
- Скобелев, П. О. Интеллектуальные системы управления ресурсами в реальном времени: принципы разработки, опыт промышленных внедрений и перспективы развития / П. О. Скобелев // *Информационные технологии*. – 2013. – № S1. – С. 1-32.

References

- Adhau, S.R., Mittal, M.L., 2011. A multi-agent based approach for dynamic multi-project scheduling. *International Journal of Advanced Operations Management* 3 (3/4), 230. <https://doi.org/10.1504/IJAOM.2011.045456>
- Alam, S.E., Shorten, R., Wirth, F., Yu, J.Y., 2018. Communication-efficient Distributed Multi-resource Allocation. *arXiv:1807.10860*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1807.10860>
- Bonabeau, E., 2002. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (suppl_3), 7280–7287. <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>
- Braquet, M., Bakolas, E., 2021. Greedy Decentralized Auction-based Task Allocation for Multi-Agent Systems. *arXiv:2107.00144*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2107.00144>
- Cai, J., Kim, D., Jaramillo, R., Braun, J. E., Hu, J., 2016. A general multi-agent control approach for building energy system optimization. *Energy and Buildings* 127, 337–351. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.05.040>
- Creech, N., Pacheco, N.C., Miles, S., 2021. Resource allocation in dynamic multiagent systems. *arXiv:2102.08317*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2102.08317>
- Dianov, S., Isroilov, B., 2022. Formation of effective organisational management systems. *Sustainable Development and Engineering Economics* 1, 2. <https://doi.org/10.48554/SDEE.2022.1.2>
- Doostmohammadian, M., Aghasi, A., Pirani, M., Nekouei, E., Zarrabi, H., Keypour, R., Rikos, A.I., Johansson, K.H., 2024. Survey of Distributed Algorithms for Resource Allocation over Multi-Agent Systems. *arXiv:2401.15607*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2401.15607>
- Dorri, A., Kanhere, S.S., Jurdak, R., 2018. Multi-agent systems: A survey. *IEEE Access* 6, 28573–28593. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2831228>
- Govinda, K., Sathiyamoorthy, E., 2012. Agent Based Security for Cloud Computing using Obfuscation. *Procedia Engineering* 38, 125–129. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.06.018>

- Hager, K., Rauh, J., Rid, W., 2015. Agent-based Modeling of Traffic Behavior in Growing Metropolitan Areas. *Transportation Research Procedia* 10, 306–315. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.09.080>
- Han, D., Yang, B., Li, J., Wang, J., Sun, M., Zhou, Q., 2017. A multi-agent-based system for two-stage scheduling problem of offshore project. *Advances in Mechanical Engineering* 9 (10), 168781401772088. <https://doi.org/10.1177/1687814017720882>
- Huang, Z., Tanaka, F., 2022. MSPM: A Modularized and Scalable Multi-Agent Reinforcement Learning-based System for Financial Portfolio Management. *arXiv:2102.03502*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2102.03502>
- Ilin I.V., Voronova O.V., Nikitin N.S., 2025. Modelirovaniye protsessa upravleniya resursnym obespecheniyem IT-proyektov integrirovannykh torgovykh sistem na osnove agentnykh modeley [Modeling the process of resource management for IT projects of integrated trading systems based on agent-based models]. *The International Scientific Journal* 101 (1), 28–38.
- Ivanov D.D., Frolov K.V., Levina A.I., 2024. Building a Conceptual Description of the Simulation Model of Aircraft Operation Within the Framework of the Ground Handling Point Classification Problem. *Aerospace Instrument-Making* 1, 55–68. <https://doi.org/10.25791/aviakosmos.1.2024.1387>
- Kalyazina S.E., 2024. Prospects for the Application of Agent-Oriented Approach in the Management of Project Activities of the Organization. *Science and Business: Development Ways* 12 (162), 132–139.
- Kalyazina, S., Ilin, I., Levina, A., 2025. A Multi-Agent System in the IT Architecture of Project Portfolio Management of an Energy Company, in: *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector*. Springer, Cham, pp. 261–273. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80710-7_19
- Koch, F., Guttman, C., Busquets, D., 2015. *Advances in Social Computing and Multiagent Systems: 6th International Workshop on Collaborative Agents Research and Development, CARE 2015 and Second International Workshop on Multiagent Foundations of Social Computing, MFSC 2015*. Springer, Cham.
- Kosiakov, S., Osipova, S., Sadykov, A., Malafeev, M., 2024. The Urban Territory Energy Balance Spatial Model Application for the Buildings Power Supply Structure Selection Decisions Analysis, in: *Digital Transformation: What are the Smart Cities Today?* Springer, Cham, pp. 317–330. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49390-4_23
- Larukhin V.B., 2023. Methods and tools of co-interaction of autonomous intelligent systems for distributed management of enterprise resources. *Ontology of designing* 13 (2), 254–273. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2023-13-2-254-273>
- Merabet, G. H., Essaaidi, M., Talei, H., Abid, M. R., Khalil, N., Madkour, M., Benhaddou, D., 2014. Applications of multi-agent systems in smart grids: A survey, in: *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*. IEEE, pp. 1088–1094. <https://doi.org/10.1109/ICMCS.2014.6911384>
- Nguyen, C.P., Flueck, A.J., 2012. Agent Based Restoration With Distributed Energy Storage Support in Smart Grids. *IEEE Transactions on Smart Grid* 3 (2), 1029–1038. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2186833>
- Nguyen, T.T., Nguyen, N.D., Nahavandi, S. (2018). Deep Reinforcement Learning for Multi-Agent Systems: A Review of Challenges, Solutions and Applications. *arXiv:1812.11794*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1812.11794>
- Parker, L.E., 1998. ALLIANCE: An Architecture for Fault Tolerant Multi-Robot Cooperation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 14 (2), 220–240.
- Safiullin, R., Prutchikov, I., Pyrkina, O., Safiullin, R., Demchenko, V., 2024. Status Monitoring Automation for the Engineering Systems of the Smart Facilities, in: *Digital Transformation: What are the Smart Cities Today?* Springer, Cham, pp. 305–315. https://doi.org/10.1007/978-3-031-49390-4_22
- Singh, A., Juneja, D., Malhotra, M., 2015. Autonomous Agent Based Load Balancing Algorithm in Cloud Computing. *Procedia Computer Science* 45, 832–841. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.03.168>
- Skobelev, P. O. Intelligent real-time resource management systems: development principles, industrial implementation experience, and development prospects / P. O. Skobelev // *Information Technologies*. – 2013. – No. S1. – Pp. 1–32.
- Wu, H., Ghadami, A., Bayrak, A.E., Smereka, J.M., Epureanu, B.I., 2022. Task Allocation with Load Management in Multi-Agent Teams. *arXiv:2207.08279*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2207.08279>
- Zhao, J., Zhang, F., 2025. Agent-based simulation system for optimising resource allocation in production process. *IET Collaborative Intelligent Manufacturing* 7 (1), e70020. <https://doi.org/10.1049/cim2.70020>

Статья поступила в редакцию 18.01.2025, одобрена после рецензирования 28.01.2025, принята к публикации 12.02.2025.

The article was submitted 18.01.2025, approved after reviewing 28.01.2025, accepted for publication 12.02.2025.

Информация об авторах

1. Анастасия Лёвина, д.э.н., профессор, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация. <https://orcid.org/0000-0002-4822-6768>, levina_ai@spbstu.ru
2. София Калязина, старший преподаватель, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация. <https://orcid.org/0000-0003-1455-8534>, kalyazina_se@spbstu.ru
3. Нина Трифонова, ассистент, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация. <https://orcid.org/0000-0003-1364-2363>, trifonova_nv@spbstu.ru
4. Александр Антонов, аспирант, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Российская Федерация. <https://orcid.org/0009-0001-1413-5374>, antonov.aleksandr.s@yandex.ru

5. Валерий Абрамов, к. ф-м.н., доцент кафедры Телекоммуникаций и защиты информации, Государственный университет морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова, Санкт-Петербург, Российская Федерация. <https://orcid.org/0000-0003-0554-5790>, val.abramov@mail.ru

About the authors:

1. Anastasia Levina, Ph.D., Professor, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russian Federation. <https://orcid.org/0000-0002-4822-6768>, levina_ai@spbstu.ru
2. Sofia Kalyazina, Senior Lecturer, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russian Federation. <https://orcid.org/0000-0003-1455-8534>, kalyazina_se@spbstu.ru
3. Nina Trifonova, Assistant, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russian Federation. <https://orcid.org/0000-0003-1364-2363>, trifonova_nv@spbstu.ru
4. Alexander Antonov, postgraduate student, Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russian Federation. <https://orcid.org/0009-0001-1413-5374>, antonov.aleksandr.s@yandex.ru
5. Valery Abramov, PhD, Associate Professor, Department of Telecommunications and Information Security, Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping, Saint Petersburg, Russian Federation. <https://orcid.org/0000-0003-0554-5790>, val.abramov@mail.ru