

Концептуальная модель мультиагентной системы инновационного инвестирования с использованием нейрокогнитивных архитектур

А. А. Айгумов¹, И. А. Пшенокова^{1,2}✉

¹Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук

360010, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2

²Кабардино-Балкарский государственный университет имени Х. М. Бербекова

360004, Россия, г. Нальчик, ул. Чернышевского, 173

Аннотация. Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки эффективных инструментов управления инновационными инвестиционными процессами в условиях высокой неопределенности рыночной среды. Традиционные подходы к исследованию, например, эконометрическое моделирование или системная динамика, часто сталкиваются с трудностями при описании адаптивного поведения агентов и непредсказуемых коллективных эффектов. В связи с этим возникает необходимость в инструментах, позволяющих более реалистично имитировать поведение участников инвестиционного рынка во всей его сложности.

Цель исследования – создание мультиагентной модели, позволяющей оценить эффективность различных сценариев инновационного инвестирования и выявить оптимальные стратегии поведения участников рынка.

Методы исследования. В данной работе в качестве основных методов исследования применяются имитационное и мультиагентное моделирование.

Результаты. В статье представлена концептуальная модель мультиагентной системы инновационного инвестирования с использованием нейрокогнитивных архитектур для анализа процессов взаимодействия между участниками инвестиционного рынка. Разработана базовая архитектура автономного интеллектуального агента, которая в контексте системы инновационного инвестирования позволяет учитывать когнитивные аспекты поведения.

Выводы. В дальнейшем предполагается расширить модель, включив в нее более подробную классификацию инвесторов и проектов, интеграцию с реальными данными, дополнительные механизмы обучения и коллективного инвестирования. Разработанная модель может служить основой для создания практических инструментов поддержки принятия решений в сфере инновационного инвестирования и способствовать повышению эффективности инвестиционной деятельности.

Ключевые слова: имитационное моделирование, когнитивное моделирование, мультиагентная модель, инновационное инвестирование

Поступила 12.07.2025, одобрена после рецензирования 15.08.2025, принята к публикации 25.09.2025

Для цитирования. Айгумов А. А., Пшенокова И. А. Концептуальная модель мультиагентной системы инновационного инвестирования с использованием нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2025. Т. 27. № 5. С. 13–25. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-5-13-25

Conceptual model of a multi-agent innovative investment system using neurocognitive architectures

A.A. Aigumov¹, I.A. Pshenokova^{1,2}✉

¹Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences

2 Balkarov street, Nalchik, 360010, Russia

²Kabardino-Balkarian State University named after Kh.M. Berbekov

173 Chernyshevsky street, Nalchik, 360004, Russia

Abstract. The relevance of this study stems from the need to develop effective tools for managing innovative investment processes in a highly uncertain market environment. Traditional research approaches, such as econometric modeling or system dynamics, often encounter difficulties in describing the adaptive behavior of agents and unpredictable collective effects. Therefore, there is a need for tools that allow for more realistic simulation of the behavior of investment market participants in all its complexity.

Aim. The study is to develop and test a multi-agent model to evaluate the effectiveness of various innovative investment scenarios and identify optimal strategies for market participants.

Methods. This paper uses simulation and multi-agent modeling as the primary research methods.

Results. This article presents a multi-agent simulation model of an innovative investment system for analyzing interactions between investment market participants. Simulation experiments demonstrate that the developed model is able to replicate the dynamics of innovation system development, evaluate the effectiveness of various investment strategies, predict market participant behavior, and determine optimal parameters for interactions between agents.

Conclusions. Future studies propose expanding the model to include a more detailed classification of investors and projects, integration with real data, and additional learning and collective investment mechanisms. The developed model can serve as a basis for creating practical decision-making tools for innovative investment and contribute to improving the efficiency of investment activities.

Keywords: simulation modeling, cognitive modeling, multi-agent model, innovative investing

Submitted on 12.07.2025,

approved after reviewing on 15.08.2025,

accepted for publication on 25.09.2025

For citation. Aigumov A.A., Pshenokova I.A. Conceptual model of a multi-agent innovative investment system using neurocognitive architectures. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2025. Vol. 27. No. 5. Pp. 13–25. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-5-13-25

ВВЕДЕНИЕ

Активное развитие информационных технологий, систем искусственного интеллекта и экономики знаний приводит к необходимости коммерциализации результатов научных исследований и разработок в этих областях. Как правило, этот процесс связан с повышенными рисками, длительным горизонтом окупаемости и сложностью оценки перспектив, что в свою очередь затрудняет принятие решений инвесторами и государственными органами поддержки. Для анализа подобных сложных систем традиционных методов бывает недостаточно, так как необходимо учитывать взаимодействие множества участников, неструктурированность имеющейся информации и фактор времени.

В качестве примера сложной социально-экономической системы рассмотрим систему инновационного инвестирования. Система инновационного инвестирования представляет собой сложный процесс взаимодействия экономических агентов – инвесторов различного типа (государство, венчурные фонды, бизнес-ангелы, корпоративные инве-

сторы и др.), получателей инвестиций (стартапы, инновационные проекты, научно-исследовательские организации) и посредников (инкубаторы, биржи, регуляторы). Задача моделирования такой системы состоит в том, чтобы воспроизвести процессы поиска и отбора инновационных проектов, распределения инвестиций и выхода проектов на окупаемость или коммерческий успех, с учетом факторов неопределенности и риска. Кроме того, такая система должна обладать свойством адаптивности – уметь динамически пересматривать свою структуру по мере появления новых проектов, ухода старых, изменения связей между участниками и поступления новой информации.

Цель исследования состоит в разработке имитационной модели, которая учитывала бы перечисленные особенности. Модель должна позволять воспроизвести децентрализованное взаимодействие множества агентов, каждый из которых преследует собственные цели, и исследовать коллективное поведение системы. Конечная цель – создать инструмент для экспериментов с различными сценариями инвестирования и государственной политики, чтобы выявить подходы, обеспечивающие наилучшие результаты (например, рост числа успешных инновационных компаний, максимизацию совокупной отдачи на инвестиции, увеличение налоговых поступлений от инновационного сектора и т.д.).

Существуют разные парадигмы имитационного моделирования – дискретно-событийное моделирование, системная динамика и агентное (мультиагентное) моделирование. Однако так как поставленная задача децентрализованная – множество независимых участников принимают решения и взаимодействуют между собой, то наиболее эффективным механизмом решения будет мультиагентный подход [1].

В последние годы мультиагентные системы продемонстрировали значительный потенциал в приложениях, требующих быстрого развертывания и динамического распределения задач, таких как сельское хозяйство [2], интеллектуальный автономный транспорт [3] и реагирование на стихийные бедствия, включая спасательные, поисковые, операции слежения и т. д. [4, 5].

Мультиагентное моделирование рассматривает систему как совокупность автономных объектов (агентов), каждый из которых обладает собственным набором правил поведения и целей. Согласно классическому определению, в агентной модели система представляется в виде набора автономных субъектов, самостоятельно принимающих решения на основе заданных правил [6]. Каждый агент оценивает свою ситуацию и действует в соответствии со своими целями и стратегией. В контексте инвестиционной системы примерами агентов являются инвесторы, стартапы, корпорации и т.д. Их взаимодействие – конкуренция за ресурсы, сотрудничество, обмен информацией – приводит к формированию коллективного поведения системы [7]. Описание системы с точки зрения ее составных единиц (агентов) соответствует реальности, где каждая фирма или инвестор действует самостоятельно. Благодаря этому модель может учитывать гетерогенность участников (разный размер компаний, разные стратегии инвестирования, различные уровни компетенции управленческих команд проектов и пр.) и динамику их взаимодействий.

В экономике имитационные модели на основе мультиагентного подхода используются для различного спектра инвестиционных задач. Так, в работе [8] исследуется транзакционное поведение инвесторов и заемщиков, не склонных/толерантных/нейтральных к риску, а также механизм работы платформ P2P-кредитования. Создана мультиагентная модель гетерогенных инвесторов (НИМАМ) для моделирования реакции агентов на изменение риска банкротства платформы. Авторами были оценены изменения в средних доходах инвесторов и инвестиционных решениях.

В исследовании [9] представлена схема многоагентных рассуждений, которая включает ТоМ и структурированную критику для поддержки совместного принятия инвестицион-

ных решений. Полученные результаты свидетельствуют о том, что предложенные механизмы улучшают координацию, качество аргументации и анализ рисков, что в конечном итоге приводит к лучше структурированным и обоснованным решениям. Авторами введены агенты на основе большой языковой модели, что сопряжено с признанным набором ограничений: отсутствие согласованного поведения агентов системы и неэффективные коммуникационные интерфейсы [10]. В работе [11] авторы пытаются преодолеть эти ограничения, интегрируя агентов с различными ролями и профилями рисков, а также отражающего агента и специальную команду по управлению рисками в TradingAgents – фреймворк для торговли акциями на основе LLM-агентов, который имитирует реалистичную среду торговой фирмы с несколькими специализированными агентами, участвующими в агентских дебатах и беседах.

В работе [12] разработан мультиагентный симулятор экономических систем, состоящих из гетерогенных домохозяйств, гетерогенных фирм, центрального банка и правительства. Гетерогенность агентов и экзогенные шоки встроены в экономическую систему, где агенты запрашивают и используют информацию от других агентов для принятия решений. Агенты используют методы глубокого обучения для выработки стратегий, оптимизирующих их индивидуальные цели. Тестирование симулятора проходило на основе двух гипотетических экономических сценариев, в которых обучающиеся экономические агенты реагируют друг на друга. В результате был сделан вывод, что анализ стратегий агентов показывает поведение в соответствии с тем, что можно было бы интуитивно ожидать от сценариев.

В работе [13] предложена агентная имитационная модель для исследования поведения объема рыночных сделок. Модель основана на примере одного актива и трех типов агентов инвестора. Каждый инвестор может быть трейдером с нулевым интеллектом, трейдером-фундаменталистом или трейдером, использующим историческую информацию в процессе принятия решений. Авторами смоделировано поведение фондового рынка в соответствии с различными рассматриваемыми эндогенными переменными, такими как макроэкономическая ликвидность, дефицит банковского дела, и экзогенными переменными, такими как неприятие риска. Для реализации предлагаемой модели использовался NetLogo, что сопряжено со значительными ограничениями масштабируемости [14].

В работе [15] предлагается подход, названный Multi-Agent Double Deep Q-Network (MADDQN), который уравнивает стремление к максимальному доходу и избежание риска в рамках многоагентного обучения с подкреплением за счет инновационного использования двух различных агентов, представленных соответственно двумя сетями извлечения признаков временных рядов, TimesNet и Multi-Scale Convolutional Neural Network. Однако хотя предложенная структура по результатам экспериментов на пяти различных фондовых индексах демонстрирует сильную обобщенность, не всегда гарантируется, что торговые решения, принимаемые конечным агентом, являются оптимальными.

Все указанные задачи связаны с большими потоками неструктурированных входных данных, и так как существующие агентные модели на основе методов глубокого обучения и больших языковых моделей, авторы работ сталкиваются с проблемами высокой ресурсоемкости, сложности масштабирования, неопределенности параметров взаимодействия между агентами и трудностями калибровки моделей под реальные условия рынка [16]. Для решения этих проблем мы предлагаем применять агентов на основе мультиагентных рекурсивных нейрокогнитивных архитектур, что позволит решить задачу формализации семантики обработки неструктурированных данных и эффективно бороться со сложностью процессов в СЭС на основе аппарата мультиагентных экзистенциальных отображений [17].

МУЛЬТИАГЕНТНАЯ МОДЕЛЬ СИСТЕМЫ ИННОВАЦИОННОГО ИНВЕСТИРОВАНИЯ

Модель системы инновационного инвестирования представляет собой мультиагентную среду, в которой взаимодействуют различные типы агентов в условиях неопределенности и динамических изменений (рис. 1).

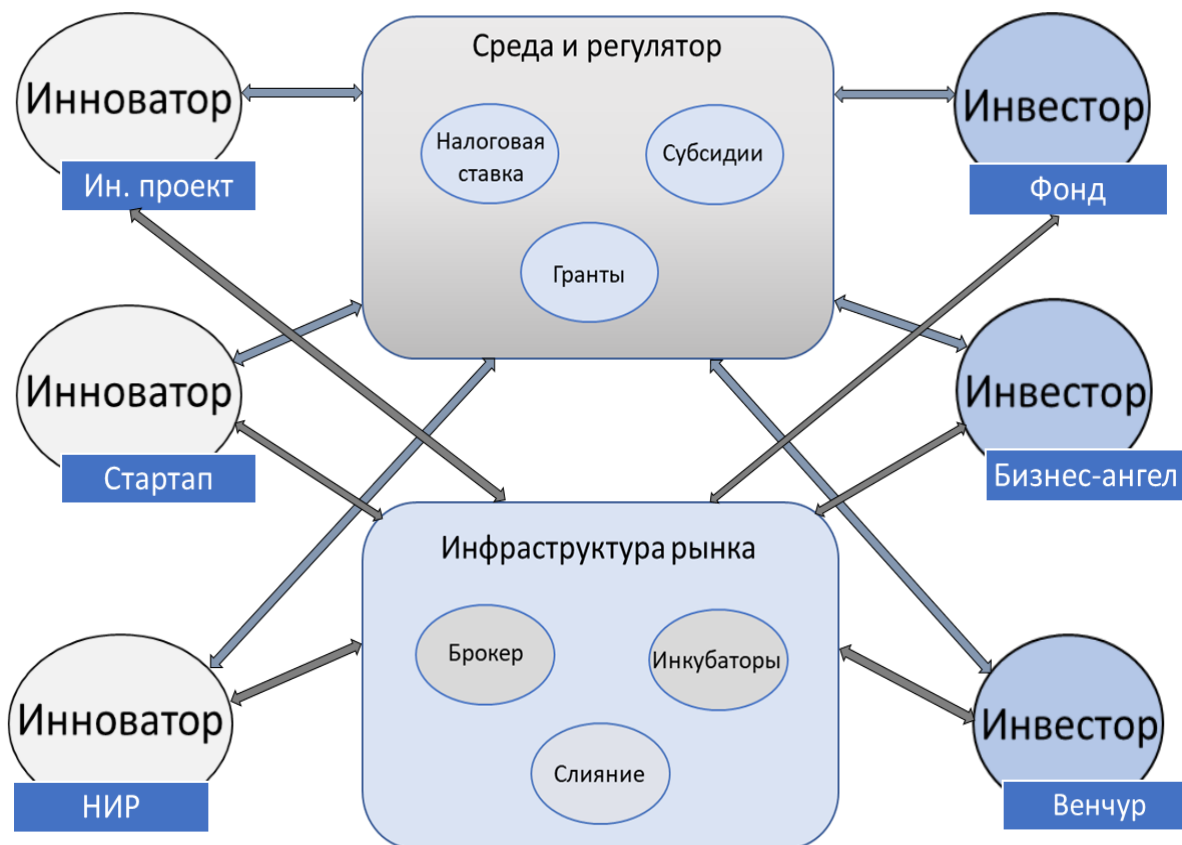


Рис. 1. Модель мультиагентной системы инновационного инвестирования

Fig. 1. Model of the multi-agent system for innovative investment

Агенты-инвесторы. Данные агенты представляют различных инвесторов: частных венчурных капиталистов, фонды, бизнес-ангелов, подразделения корпоративного венчура и пр. Каждый инвестор-агент обладает собственной стратегией инвестирования и набором критериев, на основе которых он принимает решения о вложении в тот или иной проект.

Агенты инноваторы. Этот тип агентов моделирует инновационные проекты, стартап-компании или исследования, нуждающиеся в финансировании. Каждому агенту-инноватору приписывается ряд характеристик: отрасль или технологическая область, текущая стадия развития (идея, прототип, продукт на рынке и т.п.), требуемый объем инвестиций, потенциальная доходность и уровень риска (вероятность успеха). Также важной характеристикой является инновационный потенциал – оценка новизны и перспективности технологии проекта.

Инфраструктура рынка. В системе могут присутствовать специальные агенты, обеспечивающие инфраструктуру рынка. Примером является агент-брокер или платформа, через которую осуществляются сделки между инвесторами и стартапами. Помимо брокеров, к инфраструктурным компонентам относятся рынки, инкубаторы/акселераторы (обеспечивают начальную поддержку проектам) и др.

Среда и регулятор. Внешняя среда модели включает макроэкономические и институциональные условия: налоговые ставки для стартапов и инвесторов, размеры государственных грантов и субсидий, нормативы и ограничения. В ходе моделирования можно изменять параметры регулятора, тем самым имитируя различные варианты государственной политики.

Каждый агент обладает собственной целью и ограниченной рациональностью: так, цель инвестора – максимизировать отдачу на вложения при допустимом уровне риска, в то время как цель инноватора – привлечь финансирование для своего проекта и довести его до успешной реализации. Окружение моделирует экономическую среду с ограниченными ресурсами, конкуренцией проектов и неопределенными факторами (например, вероятность успеха инновации, изменчивость рынка и т.д.). Важно, что агенты обладают неполнотой информации о состоянии системы и друг о друге (частичная наблюдаемость), а их поведение может отклоняться от полностью рационального, отражая реалистичные поведенческие аномалии. Модель учитывает эти аспекты, что соответствует особенностям реальных социально-экономических систем инвестирования в инновации.

Протокол взаимодействия между агентами осуществляется на основе мультиагентного алгоритма. При выполнении мультиагентного алгоритма агенты заключают договорные обязательства, в соответствии с которыми они взаимодействуют друг с другом. Способность агента вступать в договорные отношения с агентами определенного типа на структурном и функциональном уровнях называется валентностью. Под мультиагентным контрактом понимается зависимость, возникающая и развивающаяся, когда агенты заключают друг с другом договорные обязательства на условиях взаимовыгодного обмена энергии на знания. Такая зависимость лежит в основе алгоритма онтонейроморфогенеза [18], согласно которому происходит ситуативно детерминированное формирование аксо-дендрональных (функциональных) связей в головном мозге на основе мультиагентного обмена энергией (питательные вещества) и информацией (нейромедиаторные сообщения) между заинтересованными нейронами головного мозга. Агенты используют информацию для того, чтобы, объединив ее с другой имеющейся, выполнить действие, заключающееся в отправке сообщения некоторым другим агентам в составе архитектуры. Если в результате агент получает вознаграждение, то в соответствии с алгоритмом онтонейроморфогенеза контракт сохраняется и вероятность его использования в дальнейшем увеличивается. Если же агент-нейрон не получает увеличения целевой функции, то эта вероятность снижается и контракт может быть расторгнут.

Анализ входных потоков данных, синтез плана поведения, отправка сообщений другим агентам выполняются системой управления агента, основанной на применении знаний, содержащихся в базе знаний агента. Знания – это динамическая причинно-следственная зависимость, имеющая следующий формат: стартовая (текущая) ситуация, желаемая ситуация, чаще всего это прогноз на ожидаемое состояние энергии, и действие, которое нужно выполнить для перехода из начальной ситуации в конечную. Такой интеллектуальный агент также способен расширять/обновлять свою базу знаний, тем самым обновляя свои планы по достижению желаемых целей [19]. Проактивность и возможность выполнения динамически интеллектуального поведения являются наиболее важными функциями интеллектуального агента.

Каждый интеллектуальный агент в системе оснащен мультиагентной нейрокогнитивной архитектурой, которая задает его внутреннее устройство и поведенческие возможности. Эта архитектура состоит из множества когнитивных модулей (агентов-нейронов, или агнейронов), объединенных в функциональные подсистемы (рис. 2).

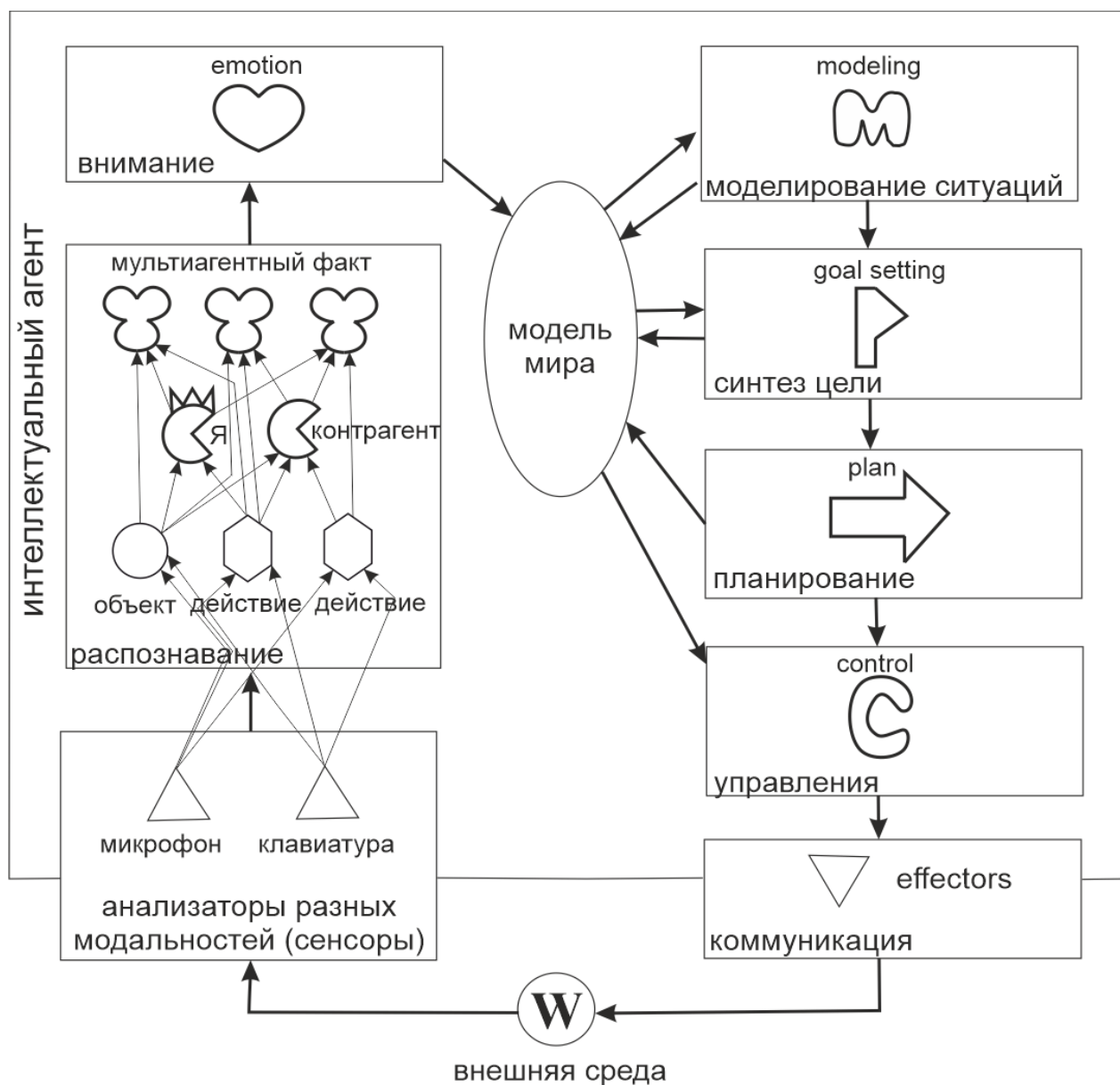


Рис. 2. Базовая архитектура автономного интеллектуального агента

Fig. 2. Basic architecture of an autonomous intellectual agent

Например, можно выделить следующие ключевые подсистемы в рамках одного агента-инвестора:

1. Подсистема распознавания, включающая когнитивные блоки анализа разных модальностей и распознавания ситуаций, – отвечает за прием информации из внешней среды. Для инвестора это могут быть модули, обрабатывающие поступающие проектные предложения (аналоги сенсорных нейронов, преобразующие параметры проекта во внутренние сигналы), а для инноватора – модули, воспринимающие отклики инвесторов и ситуацию на рынке.

2. Подсистема оценки и принятия решений, включающая в себя когнитивные блоки внимания, моделирование ситуаций, – ядро когнитивной архитектуры агента. Инвестор использует эту подсистему для анализа полученных предложений: здесь работают эмоциональные, моделирующие и целевые нейроны, формирующие оценку ценности проекта,

уровня риска, соответствия стратегическим целям. Решение об инвестировании принимается на основе совокупности факторов – это реализуется через функциональную систему, объединяющую причинно-следственные связи между характеристиками проекта и ожидаемой выгодой. Для инноватора аналогичная подсистема определяет, какой проект представить и как его улучшить, ориентируясь на прошлый опыт (например, отказ или успех с предыдущими проектами).

3. Подсистема памяти и обучения, включающая в себя когнитивные блоки синтеза цели, планирования и управления, – отвечает за накопление опыта и адаптацию поведения. Здесь происходят сохранение исходов предыдущих взаимодействий (успешность проектов, поведение конкретных инвесторов) и формирование ассоциативных связей между событиями. Данная подсистема формируется целевыми и управляющими нейронами и специальным нейроном-планировщиком, которые обновляют внутренние параметры агента на основе обратной связи.

4. Коммуникативная подсистема – обеспечивает взаимодействие агента с другими агентами. Она включает рецепторы и эффекторы коммуникации: так, у инноватора и инвестора есть «рецепторы предложений» для приема сообщений (заявок или решений) и «эффекторы ответов» для отправки сообщений контрагенту. В нашей модели коммуникация упрощена до обмена структурированными сообщениями (например, заявка проекта, содержащая ключевые параметры, или ответ инвестора: согласие/отказ с возможными комментариями). Обмен происходит в цифровой форме через сервер, имитируя информационную систему или площадку для инвестирования.

На рисунке 3 (слева) представлен агент-нейрон *Инвестор*, внутренняя структура которого (рис. 3 справа) представляет собой также нейрокогнитивную архитектуру более низкого уровня, состоящую из акторов. По сути, каждый агент представляет рекуррентную сеть активных функциональных блоков, где нейроны-агенты обмениваются сигналами, стремясь максимизировать свои локальные целевые функции, которые в свою очередь состоят из нейронов-акторов, стремящихся к тому же.

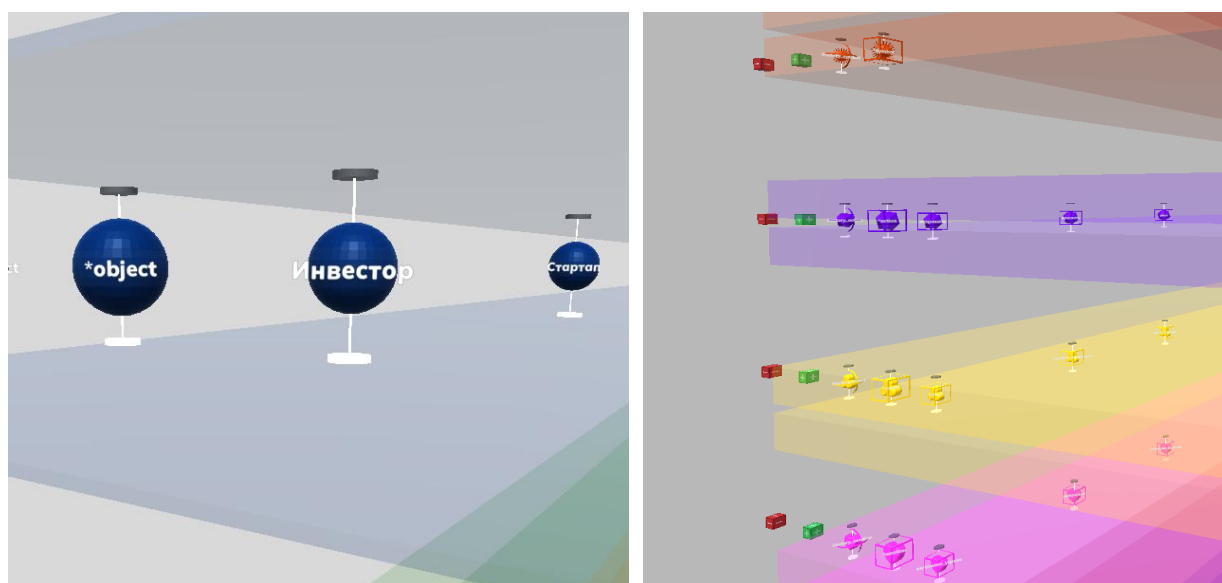


Рис. 3. Интеллектуальный агент и его внутренняя нейроакторная архитектура в окне разрабатываемого редактора имитационного моделирования

Fig. 3. The intellectual agent and its internal neuroactor architecture in the window of the developed editor of simulation modeling

Такой подход вдохновлен гипотезой проактивного нейрона и теорией функциональных систем П. К. Анохина. Благодаря этому модель способна имитировать сложное поведение, возникающее из кооперации множества простых агентов-акторов. Стоит отметить, что мультиагентные нейрокогнитивные архитектуры уже показали свою эффективность в задачах моделирования процессов рассуждения и принятия решений автономными агентами [20]. В контексте системы инновационного инвестирования такая архитектура позволяет учитывать когнитивные аспекты поведения: например, инвестор может демонстрировать эффект обучения – со временем все лучше оценивает проекты благодаря самоорганизации связей между нейронами-предикатами (признаками проектов) (рис. 4 а) и нейронами-действиями (решениями инвестировать или отказать) (рис. 4 б). Инноватор, со своей стороны, может совершенствовать навыки презентации проекта, адаптируясь к предпочтениям инвесторов.

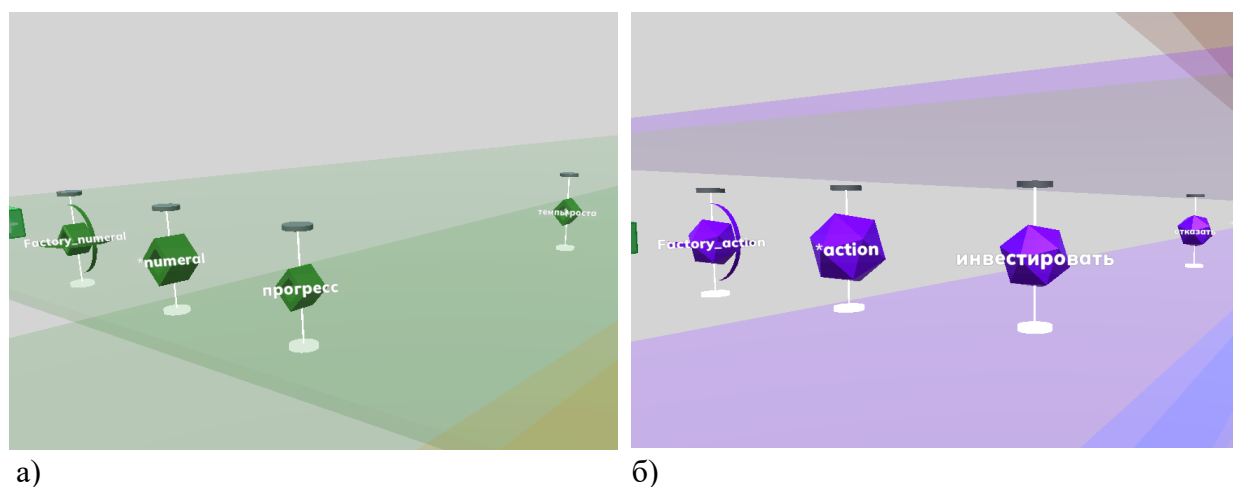


Рис. 4. а) Агнейроны признаки проектов; б) Агнейроны действия

Fig. 4. a) Agneirons signs of projects; b) Agneirons of action

Ключевым элементом разработанной модели является способность агентов к обучению и самообучению на основе накопленного опыта взаимодействий. Все агенты в системе работают совместно, обмениваясь информацией и ресурсами для достижения общих целей. Это координация между агентами позволяет системе эффективно реагировать на сложные и многогранные задачи.

В системе реализован следующий подход к обучению интеллектуальных агентов. Во-первых, каждый агент имеет формализованную целевую функцию, стимулирующую желательное поведение. Для инвестора целевая функция связана с успешностью инвестиций (например, финансовая отдача с поправкой на риск), для инноватора – с вероятностью получить финансирование и успешно довести проект до внедрения. На основе этой целевой функции агент получает вознаграждение (энергию) или наказание (потеря энергии) за каждое значимое событие: успешное инвестирование, потеря средств, получение финансирования и т.д. Во-вторых, поведение агента задается не жестко, а гибко – через множество правил и параметров, которые могут изменяться. В рамках нейрокогнитивной архитектуры поведение определяется совокупностью продукционных правил (то есть правил вида «если условия – то действие»), образующих своего рода «геном» агента. Эти правила хранятся в базе знаний агента и могут модифицироваться в процессе обучения. Обучение происходит итеративно: агент запускает серию имитационных эпизодов (циклов взаимодействия), по итогам которых

оценивается значение его целевой функции; затем с помощью алгоритма онтонейроморфогенеза корректируются правила или настройки, чтобы улучшить будущий результат [21].

Описанный подход к обучению обеспечивает адаптивность всей системы инновационного инвестирования. Агенты улучшают свои стратегии со временем: инвесторы начинают точнее отбирать проекты с учетом скрытых закономерностей (которые выявляются обучением, а не задаются вручную), а инноваторы учатся составлять такие заявки, которые с большей вероятностью привлекут финансирование. Благодаря мультиагентной нейрокognитивной архитектуре процесс обучения протекает ситуативно и распределенно: знания формируются в виде связей между множеством агентов-нейронов, специализированных на разных функциях, и эта сеть самонастраивается под влиянием поступающих сигналов среды. Таким образом, имитационная модель охватывает как структурное (архитектурное) усложнение агентов за счет когнитивных модулей, так и динамическое усложнение за счет обучения, что позволяет идентифицировать поведение системы на задаче инновационного инвестирования и исследовать различные сценарии ее развития.

Для тестирования представленной модели было рассмотрено несколько сценариев, характеризующие динамику системы инновационного инвестирования под различными воздействиями. Например, был рассмотрен случай, когда инвестор выбирает стартап для финансирования в случае, когда регулятор (государство) вводит налоговые послабления для стартапов (снижение ставки налога на прибыль, налоговые каникулы) одновременно с увеличением налоговой ставки для инвесторов. В модели налоговая ставка для стартапов была уменьшена в среднем на 5 %, а для корпораций-инвесторов увеличена на это же значение. Моделирование данного режима показало смешанные результаты. С одной стороны, облегчение налогового бремени привело к появлению новых агентов-стартапов и выживаемости существующих, однако рост налогов для инвесторов снизил общий приток инвестиций, что негативно сказалось на темпах развития агентов-стартапов, также снизился спрос на заключение сделок с новыми участниками рынка. Данный эксперимент иллюстрирует важность баланса в налоговой политике: чрезмерное перераспределение в пользу стартапов может снизить мотивацию инвесторов, а слишком высокая нагрузка на крупный бизнес – сократить стратегические инвестиции.

Если же отменить увеличение налоговой ставки для инвесторов и оставить послабление для стартапов, можно наблюдать увеличение количества агентов-инноваторов и рост динамики системы. Увеличивается конкуренция за венчурный капитал, но также и общее число успешных проектов. Однако следует отметить, что высокая динамика также приводит к росту смертности стартапов на ранних стадиях ввиду обострившейся конкуренции. Данный сценарий указывает на то, что стимулирование предпринимательства может усилить инновационную активность, но требуются механизмы селекции, чтобы ресурсы не рассеивались на заведомо нежизнеспособные проекты.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлена и обоснована мультиагентная имитационная модель системы инновационного инвестирования. Разработана архитектура мультиагентной системы, выделены типы агентов с автономным поведением, определен механизм взаимодействия между участниками, включая координирующих посредников и внешнюю среду с регулирующими параметрами.

Проведено моделирование различных сценариев, которое показало, что мультиагентный подход успешно воспроизводит качественные эффекты, наблюдаемые в реальной инновационной экономике.

В дальнейшем предполагается расширить модель, включив в нее более подробную классификацию инвесторов и проектов, интеграцию с реальными данными, дополнительные механизмы обучения и коллективного инвестирования.

Разработанная модель может служить основой для создания практических инструментов поддержки принятия решений в сфере инновационного инвестирования и способствовать повышению эффективности инвестиционной деятельности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Есикова Т. Н., Вахрушева С. В. Моделирование агентного окружения при разработке мультиагентной системы на примере крупномасштабных инфраструктурных проектов // Вестник СибГУТИ. № 3. 2019. С. 63–69. EDN: BVMADR

Esikova T.N., Vakhrusheva S.V. Modeling of the agent environment in the development of a multi-agent system using large-scale infrastructure projects. *Vestnik SibGUTI*. 2019. No. 3. Pp. 63–69. EDN: BVMADR. (In Russian)

2. Furchi A., Lippi M., Carpio R.F. Gasparri A. Route optimization in precision agriculture settings: A multi-Steiner TSP formulation. *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.* 2023. No. 20. Pp. 2551–2568.

3. Gong T., Zhu L., Yu F.R., Tang T. Edge intelligence in intelligent transportation systems: a survey. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* 2023. No. 24. Pp. 8919–8944.

4. Wang H., Wang C., Zhou K. et al. TEBChain: A trusted and efficient blockchain-based data sharing scheme in UAV-assisted IoV for disaster rescue. *IEEE Trans. Netw. Serv. Manag.* 2024. No. 21. Pp. 4119–4130.

5. Liu Z., Qiu C., Zhang Z. Sequence-to-sequence multi-agent reinforcement learning for multi-uav task planning in 3D dynamic environment. *Appl. Sci.* No. 12. 2022. P. 12181.

6. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. 2-е издание. М.: Вильямс, 2016. 1408 с.

Russell S., Norvig P. *Iskusstvennyy intellekt: sovremennyy podkhod* [Artificial Intelligence: A Modern Approach]. 2nd edition. Moscow: Vil'yams, 2016. 1408 p. (In Russian)

7. Bonabeau E. Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. 2002. No. 99(3). Pp. 7280–7287.

8. Liu J., Dong J. A multi-agent simulation of investment choice in the P2P lending market with bankruptcy risk. *Journal of Simulation*. 2020. No. 16. Pp. 1–15. DOI: 10.1080/17477778.2020.1759386

9. Kostka A., Chudziak J.A. Towards cognitive synergy in LLM-based multi-agent systems: integrating theory of mind and critical evaluation. *arXiv preprint arXiv:2507.21969*. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2507.21969

10. Бородулин И. В. Увеличение точности больших языковых моделей с помощью расширенной поисковой генерации // Вестник науки. 2024. Т. 3. № 3(72). 2024. С. 400–405. EDN: CXUKPU

Borodulin I.V. An increase in the accuracy of large language models using extended search generation. *Science Bulletin*. Vol. 3. No. 3(72). 2024. Pp. 400–405. (In Russian)

11. Xiao Y. et al. TradingAgents: Multi-agents LLM financial trading framework. *arXiv preprint arXiv:2412.20138*. 2024.

12. Dwarakanath K., Vyetenko S., Tavallali P., Balch T. ABIDES-Economist: Agent-based simulation of economic systems with learning agents. *arXiv preprint arXiv:2402.09563*. 2024

13. Souissi M.A., Bensaid K., Ellaia R. Multi-agent modeling and simulation of a stock market. *Investment Management & Financial Innovations*. 2018. Vol. 15. No. 4. P. 123.
14. Locatelli M., Pellegrini L., Accardo D. et al. People flow management in a healthcare facility through crowd simulation and agent-based modeling methods. *Journal of Physics: Conference Series*. 2023. No. 2600. DOI: 10.1088/1742-6596/2600/14/142007
15. Huang Y., Zhou Ch., Cui K., Lu X. A multi-agent reinforcement learning framework for optimizing financial trading strategies based on TimesNet. *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 237. P. 121502.
16. Paul J. Multi-agent systems for collaborative investment strategy design. 2024.
17. Нагоев З. В. Интеллектика, или Мышление в живых и искусственных системах. Нальчик: Изд-во КБНЦ РАН, 2013. 211 с.
Nagoev Z.V. *Intellectika, ili Myshleniye v zhivykh i iskusstvennykh sistemakh* [Intelligence, or thinking in living and artificial systems]. Nalchik: Izd-vo KBNTS RAN, 2013. 211 p. (In Russian)
18. Нагоев З. В. Мультиагентные экзистенциальные отображения и функции // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2013. №. 4. С. 63–71. EDN: QZTFLX
Nagoev Z.V. Multiagenic existential displays and functions. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS*. 2013. No. 4. Pp. 63–71. EDN: QZTFLX (In Russian)
19. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Sundukov Z. Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures. *Cognitive Systems Research*. 2021. Vol. 66. Pp. 82–88. DOI: 10.35330/1991-6639-2020-3-95-23-31
20. Bzhikhatlov K., Nagoeva O., Anchokov M., Makoeva D. Methods and algorithms (modeling of reasoning) to synthesize intellectual behavior of autonomous mobile robots and program complexes based on received reasoning models. In: Samsonovich A.V., Liu T. (eds) *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2024. BICA 2024. Studies in Computational Intelligence*. 2024. Vol. 477. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-76516-2_7
21. Пушенокова И. А., Нагоева О. В., Апишев А. З., Энес А. З. Формирование динамических причинно-следственных зависимостей при управлении поведением интеллектуального агента на основе формализма мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. № 5(109). С. 73–80. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80
Pshenokova I.A., Nagoeva O.V., Apshev A.Z., Ennes A.Z. Formation of dynamic causal dependencies in the management of the behavior of an intellectual agent based on the formalism of multiagenic neurocognitive architectures. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS*. 2022. No. 5(109). Pp. 73–80. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80. (In Russian)

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflict of interest.

Финансирование. Исследование проведено без спонсорской поддержки.

Funding. The study was performed without external funding.

Информация об авторах

Айгумов Арслан Абдусаламович, аспирант кафедры «Мультиагентные интеллектуальные робототехнические системы» Научно-образовательного центра, Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук;

360002, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

arrslan@mail.ru

Пшенокова Инна Ауесовна, канд. физ.-мат. наук, зав. НИЦ «Интеллектуальные интегрированные информационно-управляющие системы», Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук;

360000, Россия, г. Нальчик, ул. Балкарова, 2;

доцент кафедры «Компьютерные технологии и информационная безопасность», Кабардино-Балкарский государственный университет имени Х. М. Бербекова;

360004, Россия, г. Нальчик, ул. Чернышевского, 173;

pshenokova_inna@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3394-7682>, SPIN-код: 3535-2963

Information about the authors

Arslan A. Aigumov, Postgraduate Student of the Department of Multi-Agent Intellectual Robotics Systems of the Scientific and Educational Center, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

2 Balkarov street, Nalchik, 360010, Russia;

arrslan@mail.ru

Inna A. Pshenokova, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Head of the Research Center “Intellectual Integrated Information and Management Systems”, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences;

2 Balkarov street, Nalchik, 360010, Russia;

Associate Professor of the Department of Computer Technology and Information Security, Kabardino-Balkarian State University named after Kh.M. Berbekov;

173 Chernyshevsky street, Nalchik, 360004, Russia;

pshenokova_inna@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3394-7682>, SPIN-code: 3535-2963