

УДК 338:004

АНАЛИЗ АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫХ МОДЕЛЕЙ ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ В ОБРАЗОВАНИИ**Л.И. Кутепова, А.И. Синева, Г.И. Исламова, А.В. Панков**

Нижегородский государственный педагогический университет имени Козьмы Минина, Нижний Новгород, email: sinevanl2015@gmail.com

Аннотация. В статье исследуется потенциал применения агент-ориентированного моделирования (АОМ) для анализа и преподавания сложных динамических процессов цифровой экономики в образовательном контексте. Цифровая экономика характеризуется нелинейностью, сетевой структурой взаимодействий и поведенческой гетерогенностью участников, что делает традиционные аналитические методы недостаточно эффективными для её изучения. Агент-ориентированные модели, где макроэкономические явления возникают в результате взаимодействия множества автономных агентов (потребителей, фирм, платформ), предлагают мощный инструмент для «выращивания» этих явлений в виртуальной среде. В работе представлен обзор ключевых областей применения АОМ в образовании по цифровой экономике, проанализированы дидактические преимущества метода, рассмотрены технологические платформы и приведены конкретные примеры учебных моделей. Особое внимание уделяется формированию у студентов системного мышления и практических навыков анализа данных и построения симуляций.

Ключевые слова: агент-ориентированное моделирование, цифровая экономика, образование, симуляция, интерактивное обучение, сложные системы, NetLogo.

ANALYSIS OF AGENT-BASED MODELS OF THE DIGITAL ECONOMY IN EDUCATION**L.I. Kutepova, A.I. Sineva, G.I. Islamova, A.V. Pankov**

Minin Nizhny Novgorod State Pedagogical University, Nizhny Novgorod, email: sinevanl2015@gmail.com

Abstract. This article explores the potential of agent-based modeling (ABM) for analyzing and teaching complex dynamic processes of the digital economy in an educational context. The digital economy is characterized by nonlinearity, a networked structure of interactions, and behavioral heterogeneity of participants, making traditional analytical methods ineffective for its study. Agent-based models, where macroeconomic phenomena arise from the interactions of multiple autonomous agents (consumers, firms, platforms), offer a powerful tool for “growing” these phenomena in a virtual environment. This paper provides an overview of key areas of ABM application in digital economy education, analyzes the didactic advantages of the method, examines technological platforms, and provides specific examples of educational models. Particular attention is paid to developing students’ systems thinking and practical skills in data analysis and simulation construction.

Keywords: agent-based modeling, digital economy, education, simulation, interactive learning, complex systems, NetLogo.

Дата поступления статьи в редакцию: 08.04.2026

Дата принятия статьи в печать: 28.05.2026

Введение

Цифровая трансформация экономики ставит перед образованием новые вызовы. Студентам экономических и управленческих специальностей необходимо понимать не только классические теории, но и механизмы функционирования платформ, сетевые эффекты, поведение пользователей в цифровой среде и эмерджентные свойства сложных систем. Традиционные лекционные курсы и статические кейсы часто не способны в полной мере передать динамику и нелинейность этих процессов.

Агент-ориентированное моделирование (АОМ) представляет собой вычислительный метод, который позволяет создавать и исследовать искусственные миры, населенные автономными агентами, взаимодействующими по заданным правилам [4, с. 15]. Этот подход идеально соответствует парадигме цифровой экономики, где микроуровневые действия (клик пользователя, решение продавца об установке цены) приводят к макроуровневым последствиям (доминирование платформы, формирование трендов). Использование АОМ в образовании переводит обучение из плоскости пассивного усвоения знаний в плоскость активного эксперимента, где

студенты могут проверять гипотезы, визуализировать последствия изменений параметров и развивать интуитивное понимание сложных систем.

Цель исследования

Цель исследования – провести анализ возможностей, дидактических преимуществ и практических аспектов внедрения агент-ориентированных моделей в учебные курсы по цифровой экономике.

Материал и методы исследования

В качестве материалов исследования выступили научные публикации; описания и документация конкретных моделей. Исследование базировалось на комплексном применении следующих методов: систематический обзор литературы, сравнительно-сопоставительный анализ, метод концептуального моделирования.

Результаты исследования

В основе АОМ лежит концепция сложных адаптивных систем, ключевыми признаками которых являются: децентрализация, самоорганизация, наличие обратных связей и возникновение глобальных паттернов из локальных взаимодействий [7, с. 48-52]. Эти признаки в полной мере присущи цифровой экономике: рынки онлайн-рекламы, краудсорсинговые платформы, криптовалютные экосистемы, системы рекомендаций – все они являются сложными адаптивными системами.

Агент в такой модели – это программный объект (например, покупатель на маркетплейсе, водитель в сервисе такси, стартап), обладающий: способностью действовать без централизованного управления; возможностью изменять свое поведение на основе опыта и взаимодействий, наличием простых правил или функций полезности, а также способностью взаимодействовать с другими агентами и средой [12, с. 112].

Агент-ориентированный подход в образовании по цифровой экономике базируется на постпозитивистской парадигме, которая предполагает, что сложные социально-экономические системы не могут быть полностью описаны аналитическими уравнениями, требующими жестких допущений о рациональности, равновесии и однородности агентов. Вместо этого АОМ предлагает вычислительную эпистемологию – способ познания через создание альтернативных миров и проведение в них контрфактических экспериментов [6, с. 832]. В образовательном контексте это означает переход от декларативного знания («что такое сетевой эффект») к процедурному и конструктивистскому («как и при каких условиях возникает сетевой эффект»).

Ключевой философский принцип – эмерджентность (возникновение) – становится центральным объектом изучения. Студент видит, как макроэкономические явления цифровой экономики (формирование монополий платформ, вирусное распространение инноваций, ценовые пузыри на цифровых рынках) возникают «снизу-вверх» (bottom-up) из простых микроуровневых взаимодействий, не будучи заложенными «сверху-вниз» (top-down) в модель.

В учебном процессе АОМ может быть использовано для моделирования следующих феноменов цифровой экономики:

1. Формирование сетевых эффектов и «победитель получает всё». Это модели, где полезность агента от присоединения к платформе зависит от количества других участников. Студенты могут экспериментировать с порогами критической массы, стратегиями привлечения первых пользователей и последствиями мультихомининга.
2. Динамика рынков двусторонних платформ, то есть моделирование взаимодействия между двумя группами агентов (например, водители и пассажиры, продавцы и покупатели) через платформу-посредник, которая позволяет изучать проблемы ценообразования, влияние комиссий на активность сторон и возникновение дисбалансов.
3. Распространение информации и вирусный маркетинг, в которых представлены модели эпидемиологического типа, где агенты (пользователи соцсетей) могут «заражаться» информацией и передавать её своим соседям по социальному графу.
4. Поведенческая экономика в цифровой среде, основанная на моделировании агентов с ограниченной рациональностью, подверженных когнитивным искажениям (например, эффекту подражания, якорению), в контексте онлайн-покупок или использования социальных сетей.

5. Эволюция цифровых экосистем и кооперация. Это модели, в которых агенты-стартапы или разработчики приложений могут формировать альянсы, конкурировать за внимание пользователей или совместно создавать ценность в рамках общей платформы (например, экосистемы iOS или Android).

Например, считают авторы настоящей статьи, цифровая экономика является ярким примером Сложной Адаптивной Системы (САС), что определяет выбор методологии АОМ. В образовании акцент делается на следующих свойствах САС, которые студенты могут наблюдать и исследовать в симуляциях:

Во-первых, децентрализация и отсутствие глобального контроллера. Ни один агент (пользователь, стартап, алгоритм платформы) не обладает полной информацией о системе, но глобальный порядок возникает самопроизвольно. Это фундаментально для понимания децентрализованных финансов, блокчейн-экосистем и рыночных механизмов рекомендательных систем.

Во-вторых, это адаптивность и обучение, то есть агенты обладают способностью изменять свое поведение на основе опыта и локальной информации (например, алгоритм ценообразования продавца на маркетплейсе, подстраивающийся под динамику спроса), что позволяет изучать эволюцию стратегий в цифровой среде.

В-третьих, нелинейность и чувствительность к начальным условиям определяет небольшие изменения в правилах поведения агентов или стартовых параметрах (например, начальное преимущество одной платформы) могут привести к качественно разным макрорезультатам (победе или краху).

В-четвертых, речь идет о сетевой природе взаимодействий, когда взаимодействия агентов происходят не в однородном пространстве, а в сложных сетях (социальных, транзакционных, инфраструктурных).

Для построения или анализа учебной модели студент должен понимать ее основные компоненты, адаптированные к контексту цифровой экономики. Отсюда авторы исследования считают необходимым обсудить терминологический аппарат, присущий рассматриваемой проблематике.

1. Агенты - программные сущности с состоянием (атрибутами) и поведением (правилами). В цифровой экономике это могут быть: потребители с атрибутами (предпочтения, бюджет, порог восприятия рекламы) и правилами (поиск товара, сравнение цен, выбор на основе отзывов); организации/предприятия/продавцы с атрибутами (технология, издержки, стратегия ценообразования) и правилами (установка цены, вывод нового продукта, инвестиции в рекламу); платформы, как особый тип агента, управляющий правилами взаимодействия между другими агентами (комиссия, рейтинговая система, алгоритм выдачи), а также алгоритмы/боты, то есть автономные программные агенты, торгующие на биржах, распространяющие контент или управляющие рекламными кампаниями.
2. Среда - это пространство, в котором существуют и взаимодействуют агенты. В цифровой экономике среда может быть, например, дискретной (сетка, граф), предназначенная для моделирования социальных сетей, цепочек поставок; непрерывной, предназначенной для моделирования рыночного пространства с непрерывными характеристиками товаров; или семиотической (информационной), то есть состоящей из потоков данных, сообщений, ценовых сигналов.
3. Правила взаимодействия, как фактическое логическое ядро модели, простые, понятные студенту правила микроуровня, которые приводят к сложному поведению на макроуровне. Допустим, это может быть представлено правилами: принятия решения о покупке («Купи у продавца с наивысшим рейтингом, если цена не превышает X»); распространения информации («Если твой сосед по графу купил товар и оставил положительный отзыв, он с вероятностью X увеличил оценку полезности этого товара»); адаптации платформы («Если число продавцов падает, нужно снизить комиссию с продажи хотя бы на 1%»).

Для эффективного использования АОМ в обучении авторы исследования предлагают трехэтапную методику, представляющую собой следующую последовательность этапов.

Этап 1. Объяснение на базе готовой модели. Цель - понять связь между микро-правилами и макро-явлениями. Преподаватель в данном случае демонстрирует классическую модель (например, модель распространения инноваций или модель рынка двусторонних платформ). Сту-

денты, меняя параметры через определенный интерфейс (ползунки), формулируют гипотезы о последствиях и проверяют их, наблюдая за динамикой графиков и пространственных паттернов.

Этап 2. Исследование и модификация, где целью является развитие навыков анализа и критического мышления. Задача обучающихся – смодифицировать одно из правил поведения агентов (например, добавить влияние социального доказательства в правило покупки) и проанализировать, как это изменение повлияет на агрегированные исходы системы (объем продаж, концентрацию рынка). Это учит пониманию внутренней логики модели и проверке устойчивости выводов.

Этап 3. Создание упрощенной модели, которая формирует проектное и вычислительное мышление. В рамках проектной работы студенты (как правило, в микрогруппах) разрабатывают концептуальную модель для решения конкретного учебного кейса (например, «Смоделируйте стратегию выхода новой музыкальной стриминговой платформы на рынок с доминирующим игроком»). Они определяют типы агентов, их атрибуты, правила и ключевые показатели эффективности (KPI) системы. Реализация модели в NetLogo или другом инструменте завершает цикл, переводя теоретическое понимание в практический навык.

Возвращаясь к вопросу возникновения и формулирования гипотез, авторы статьи хотели бы уделить некоторое внимание вопросам проверяемости гипотез, например, что они сформулированы как формализуемые утверждения о характере связи между параметрами, допускающие симуляционную верификацию в средах NetLogo, Mesa или AnyLogic. Рассмотрим пять выдвигаемых гипотез по порядку.

Гипотеза №1. Нелинейная зависимость качества подготовки от доли онлайн-курсов с модерацией цифрового капитала агентов, иными словами рост доли онлайн-курсов в образовательной программе вуза при фиксированном бюджете приводит к U-образной зависимости качества подготовки, причем точка перегиба смещается вправо по мере роста цифрового капитала студенческих агентов (цифровая грамотность, саморегуляция, техническая оснащенность) и качества обратной связи.

Исследования саморегулируемого обучения в цифровой среде показывают, что эффективность онлайн-форматов критически зависит от способности обучающихся к автономному целеполаганию, метакогнитивному мониторингу и адаптации стратегий. При низкой доле онлайн-курсов доминирует синхронный формат с большим количеством часов присутствия преподавателя, что дает стабильные, но не масштабируемые результаты. При умеренной доле (30–60%) возникает «долина разрыва»: традиционные механизмы контроля ослабевают, а навыки саморегуляции еще не сформированы у массового студента. При высокой доле (>70%) срабатывают эффекты экономии от масштаба и сетевого обучения – платформы накапливают данные, алгоритмы персонализации улучшаются, формируются сообщества практики.

Данная гипотеза позволяет эндогенизировать цифровую зрелость агентов и перевести дискуссию «онлайн vs офлайн» в плоскость оптимизационной задачи для вуза как экономического агента, максимизирующего отдачу от ограниченных ресурсов.

Гипотеза №2. Эффект платформизации и «ловушка гомофилии» в формировании образовательных траекторий. Иными словами, рост доли студентов, использующих рекомендательные алгоритмы EdTech-платформ при выборе элективных курсов, ведет к снижению разнообразия осваиваемых компетенций на макроуровне вследствие усиления гомофилии и информационных каскадов, что в долгосрочном периоде повышает волатильность спроса на специалистов и снижает совокупную факторную производительность в регионах с моноспециализацией. Фактически, макроэкономические модели с гетерогенными агентами демонстрируют, что гомофилия в социальных сетях и ограниченная информация о возвращении к стандартному/традиционному образованию могут консервировать неэффективные образовательные стратегии и породить жесткие равновесия на рынке труда. Перенос этого механизма в цифровую образовательную среду чреват созданием рекомендательных алгоритмов, оптимизирующих индивидуальный пользовательский опыт (клики, удовлетворенность), но не учитывающих долгосрочные системные эффекты, что может спровоцировать создание эхо-камер компетенций. Агенты переоценивают востребованность популярных направлений, недопредставленные ниши (часто критически важные для технологического суверенитета) остаются без кадрового обеспечения.

Данная гипотеза переводит критику алгоритмической фильтрации из медийного дискурса в строгую модель с измеряемыми макроэкономическими последствиями. Она также открывает

пространство для дизайна «политик второго наилучшего» — например, субсидирование платформ за включение «нишевых» траекторий в топ выдачи.

Гипотеза № 3. Цифровые сертификаты как инфляционный сигнал: модель адаптивных ожиданий работодателей. Обозначим позицию авторов: массовое внедрение цифровых сертификатов в условиях асимметрии информации о качестве обучения приводит к инфляции сигналов. Работодатели адаптивно повышают требования к количеству и разнообразию сертификатов, что порождает своеобразную «гонку вооружений» и увеличивает разрыв в отдаче от образования между агентами с высоким и низким цифровым капиталом.

Классическая теория сигналов на рынке труда предсказывает, что при появлении нового дешевого сигнала агенты с низкой производительностью начинают его приобретать, что снижает его дифференцирующую способность. Работодатели реагируют повышением требований. В цифровой экономике этот процесс ускоряется: платформы предлагают тысячи дешевых (или бесплатных) сертификатов с непрозрачной системой прокторинга и валидации. Возникает эндогенный цикл: рост доступности сертификатов порождает снижение их сигнальной ценности, что, в свою очередь, провоцирует рост требуемого их количества и, в конечном итоге, рост неравенства (агенты с высоким цифровым капиталом быстрее наращивают «портфель сертификатов»).

Данная гипотеза является демонстрацией того, что EdTech-рынок в макроэкономике неравенства. Она предсказывает, что технологическое удешевление сертификации без институциональных регуляторов может усиливать, а не ослаблять неравенство — вывод, нетривиальный для нормативного дискурса о «демократизации образования».

Гипотеза №4. Эффект вытеснения в многоканальной образовательной системе. Очень интересная и вполне доказуемая гипотеза (по мнению авторов статьи), которая гласит, что при фиксированном бюджете времени студента увеличение доли учебной активности, перемещенной на внешние EdTech-платформы (не аффилированные с вузом), приводит к эффекту вытеснения вложений в вузовские социальные сети и проектную деятельность, что снижает накопление неявного знания и социального капитала — факторов, значимо влияющих на долгосрочную карьерную траекторию.

Модели коллаборации на онлайн-обучения на международном уровне показывают, что эффективность виртуальных командных проектов зависит от динамики группового обучения и поддержания знания, которые не сводятся к индивидуальному прохождению асинхронных модулей. Экономическая теория различает кодифицируемое и неявное знание; последнее требует совместного присутствия и неформальных коммуникаций. Цифровые платформы эффективны в передаче первого, но слабо генерируют второе. При этом время студента — жестко ограниченный ресурс. Рост доли платформенной активности (даже качественной) неизбежно сокращает время на деятельность с высокими «издержками координации», но и с высокими внешними эффектами [4].

Данная гипотеза переводит проблему «цифровой трансформации» из плоскости технологического детерминизма в плоскость экономики комплементарных активов. Она предлагает критерий оптимального портфеля образовательных форматов и предсказывает, что максимизация текущей успеваемости (измеряемой тестами) и максимизация долгосрочного экономического вклада выпускника могут требовать разных пропорций онлайн/офлайн.

Гипотеза №5. Эндогенная сложность и адаптивное обучение. Нельзя отрицать, что адаптивные образовательные системы, персонализирующие сложность задач под текущий уровень обучающегося, в краткосрочном периоде максимизируют академическую успеваемость, но в долгосрочном периоде могут снижать метакогнитивную гибкость агентов и их способность к работе в условиях экзогенно заданной сложности (например, реальных производственных задач), что создает разрыв между «учебной» и «рыночной» производительностью.

Гипотеза проблематизирует идеологию «студентоцентрированности», доминирующую в EdTech-индустрии. Она показывает, что краткосрочная оптимизация пользовательских метрик может вступать в конфликт с долгосрочной экономической эффективностью образовательной системы. Гипотеза предлагает измеримый критерий для проектирования «продуктивных фрустраций» в цифровой среде.

Безусловно, каждая гипотеза операционализируема в среде агентного моделирования; их совместное тестирование позволит выявить эмерджентные эффекты взаимодействия различных

цифровых факторов – результат, недостижимый в рамках изолированных экспериментальных или статистических дизайнов.

АОМ в образовании по цифровой экономике не существует изолированно. Его методологическая сила раскрывается в определенном междисциплинарном синтезе, основанном на законах эволюционной экономики, в которой АОМ является основным инструментом для моделирования процессов отбора, инноваций и диффузии технологий в цифровой среде. На тенденциях развития вычислительной социологии, моделировании социальных сетей, групповой динамики и распространения норм в онлайн-сообществах. На трендах поведенческой экономики и нейроэкономики, основывающихся на закладывании в агентов правил, основанных на когнитивных искажениях (импульсивность, следование за большинством). На науке о данных – использовании реальных данных для калибровки параметров модели (например, распределения предпочтений пользователей) и валидации результатов симуляции [3].

Внедрение АОМ в образовательный процесс способствует формированию у студентов ряда критически важных компетенций:

- 1) системное и критическое мышление, основанное на понимании причинно-следственных связей в сложных системах, где простое изменение правила на микроуровне может привести к непредсказуемому макрорезультату;
- 2) экспериментальные навыки, позволяющие формулировать гипотезу («Что будет, если увеличить комиссию платформы?»), проводить вычислительный эксперимент и анализировать полученные данные;
- 3) визуальная грамотность, которая опирается на интерпретацию динамических графиков, пространственных распределений агентов и временных рядов, генерируемых моделью;
- 4) программирование и вычислительное мышление, где даже при использовании готовых моделей студенты приобретают базовые навыки алгоритмизации и понимания логики модели.

Основным дидактическим преимуществом является активное обучение через открытие. Студент не получает готовый ответ, а самостоятельно приходит к нему в ходе экспериментов с моделью, что значительно повышает глубину усвоения материала [9, с. 75].

Рассмотрим, собственно, сами технологические платформы, упоминаемые авторами статьи ранее, и примеры их реализации. Так, например, для образовательных целей наиболее популярна среда NetLogo [9], преимуществами которой являются: низкий порог входа, благодаря упрощенному языку программирования; мощные средства визуализации в реальном времени; огромная библиотека готовых моделей, включающая классические экономические и социальные модели, которые можно адаптировать, а также возможность создания интерактивных интерфейсов с «ползунками» и переключателями для управления параметрами.

Примером учебной модели в NetLogo можно назвать модификацию классической модели «Segregation» Тома Шеллинга для изучения формирования эхо-камер и поляризации в социальных сетях. Пользователи имеют определенное «мнение» и с большей вероятностью взаимодействуют с теми, чье мнение схоже с их собственным, а студенты наблюдают, как даже небольшое предпочтение «похожих» соседей приводит к резкой кластеризации и исчезновению дискуссии. Другими платформами для более продвинутых курсов являются AnyLogic (мультипарадигмальное моделирование), Repast и MASON (для более сложных, научно-ориентированных проектов).

Тем не менее, внедрение АОМ в учебный процесс сопряжено с рядом трудностей, связанных с необходимостью базовой подготовки преподавателей в области вычислительного моделирования; риском «черного ящика», когда студенты могут использовать готовые модели, не понимая их внутренней логики (в качестве противодействия можно использовать обязательное требование к модификации кода или созданию простой собственной модели); проблемы валидации, поскольку в образовании акцент смещен не на создание прогнозных моделей, а на объяснительные и исследовательские и при этом важно учить студентов критически оценивать упрощения, заложенные в модель; временные затраты, связанные с освоением инструментария и проведением полноценных вычислительных экспериментов, которые требуют большего количества аудиторных и самостоятельных часов по сравнению с традиционными методами.

Заключение

Агент-ориентированное моделирование представляет собой не просто новый технологический инструмент, а методологический прорыв в экономическом образовании эпохи цифрови-

зации. Оно позволяет «оживить» абстрактные концепции цифровой экономики, дать студентам ощущение непосредственного участия в сложных процессах и развить у них компетенции, востребованные для анализа реальных бизнес-задач.

Использование АОМ превращает лекционный курс в живую лабораторию, где теории проверяются не на словах, а в действии. Преодоление организационных и методических сложностей внедрения АОМ открывает путь к подготовке нового поколения экономистов и управленцев, мыслящих системно, готовых к работе с данными и понимающих глубинные механизмы цифрового мира.

Литература

1. Гримм В., Райлсбэк С.Ф. Индивидуально-ориентированное и агент-ориентированное моделирование: практическое введение. ДМК Пресс. 2016.
2. Иванов Д.А. Цифровая экономика: управление цепями поставок, бизнес-модели, технологии. Издательство «Проспект». 2010. 660 с.
3. Катушенко О.А., Ариффулина Р.У. Образовательная симуляция как инструмент проектирования персональной образовательной среды будущих педагогов // Вестник Мининского университета. 2025. Т. 13. № 1 (50). DOI: 10.26795/2307-1281-2025-13-1-4 EDN: AQUHSP.
4. Романовская Е.В., Панков А.В., Назарова Е.Н. Цифровые двойники и симуляторы для обучения управлению ESG-рисками: анализ опыта разработки и внедрения в учебный процесс // Проблемы современного педагогического образования. 2025. № 89-3. С. 331-334. EDN: RFTROO.
5. Epstein J.M., Axtell R. Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up. Brookings Institution Press. 1996. 208 p.
6. Farmer J.D., Foley D. The economy needs agent-based modelling // Nature. 2009. V. 460(7256). P. 685-686.
7. Holland J.H. Complexity: A Very Short Introduction. Oxford University Press. 2014. 95 p.
8. Levy R., Wilensky U. Mining students' inquiry actions for understanding of complex systems // Computers & Education. 2011. № 56(3). P. 556-573.
9. NetLogo Official Website. Northwestern University, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling. [Электронный ресурс]. URL: <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/> (дата обращения: 27.03.2026).
10. Railsback S.F., Grimm V. Agent-Based and Individual-Based Modeling: A Practical Introduction. Princeton University Press. 2019.
11. Tesfatsion L. Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach to Economic Theory. In L. Tesfatsion & K.L. Judd (Eds.), Handbook of Computational Economics. 2006.V. 2. P. 831-880.
12. Wilensky U., Rand W. An Introduction to Agent-Based Modeling: Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NetLogo. The MIT Press, 2015.