

Федеральное государственное учреждение
"Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований
Российской академии наук"

На правах рукописи

Сохова Зарема Борисовна

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ПОИСКА РЕШЕНИЙ
В АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ

05.13.18 – «Математическое моделирование, численные методы и комплексы
программ»

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор физико-математических наук
Редько Владимир Георгиевич

Москва — 2021

ОГЛАВЛЕНИЕ

| | |
|--|-----------|
| ВВЕДЕНИЕ..... | 4 |
| ГЛАВА 1. АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ | 15 |
| §1.1. АГЕНТНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ | 15 |
| §1.2. АГЕНТЫ | 16 |
| §1.3. МНОГОАГЕНТНЫЕ СИСТЕМЫ..... | 18 |
| §1.4. НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ В АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ..... | 21 |
| §1.5. ВЫВОДЫ ПО ПЕРВОЙ ГЛАВЕ | 26 |
| ГЛАВА 2. ИССЛЕДОВАНИЕ КОЛЛЕКТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫХ СИСТЕМАХ | 27 |
| §2.1. ТЕОРИЯ И МОДЕЛИ КОЛЛЕКТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ | 27 |
| §2.2. МОДЕЛЬ ПРОЗРАЧНОЙ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ..... | 34 |
| §2.2.1. <i>Общее описание базовой модели</i> | 34 |
| §2.2.2. <i>Схема итеративного процесса принятия решений автономными агентами</i> | 37 |
| §2.2.3. <i>Результаты моделирования для линейно-пороговой функции прибыли</i> | 47 |
| §2.2.4. <i>Результаты численных расчетов для нелинейной функции прибыли ..</i> | 54 |
| §2.2.5. <i>Результаты численных расчетов для одного и многих производителей</i> | 62 |
| §2.3. МОДЕЛЬ С ГИБКИМ РАСПРЕДЕЛЕНИЕМ ПРИБЫЛИ..... | 64 |
| §2.4. АНАЛИТИЧЕСКОЕ ПРИБЛИЖЕНИЕ..... | 72 |
| §2.5. МОДЕЛЬ ОТКРЫТОЙ МОНОПОЛИИ | 73 |
| §2.5.1. <i>Описание модели</i> | 73 |
| §2.5.2. <i>Результаты компьютерного моделирования</i> | 74 |
| §2.6. МОДЕЛЬ НЕЧЕСТНОЙ КОНКУРЕНЦИИ | 76 |
| §2.6.1. <i>Описание модели</i> | 76 |
| §2.6.2. <i>Результаты компьютерного моделирования</i> | 77 |
| §2.7. МОДЕЛЬ САМООРГАНИЗАЦИИ АВТОНОМНЫХ АГЕНТОВ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ..... | 82 |
| §2.7.1. <i>Описание модели</i> | 82 |
| §2.7.2. <i>Результаты компьютерного моделирования</i> | 86 |
| §2.8. ВЫВОДЫ ПО ВТОРОЙ ГЛАВЕ | 91 |
| ГЛАВА 3. ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ | 93 |
| §3.1. ЭВОЛЮЦИОННЫЕ МЕТОДЫ В АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННОМ ПОДХОДЕ | 93 |
| §3.2. УПРОЩЕННАЯ ЭВОЛЮЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ АГЕНТОВ..... | 94 |
| §3.2.1. <i>Описание упрощенной эволюционной модели.....</i> | 95 |
| §3.2.2. <i>Процесс обучения</i> | 96 |
| §3.2.3. <i>Отбор инвесторов</i> | 97 |
| §3.2.4. <i>Результаты компьютерного моделирования</i> | 98 |
| §3.3. ЭВОЛЮЦИОННАЯ МОДЕЛЬ С НЕПРЕРЫВНЫМИ СТЕПЕНЯМИ ДОВЕРИЯ | 102 |

| | |
|---|------------|
| §3.3.1. <i>Описание модели</i> | 102 |
| §3.3.2. <i>Обучение инвесторов</i> | 103 |
| §3.3.3. <i>Результаты компьютерных экспериментов</i> | 103 |
| §3.4. Выводы по третьей главе | 111 |
| ГЛАВА 4. ДРУГИЕ МОДЕЛИ ПОИСКОВОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ. 112 | |
| §4.1. АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ РЫНКА АРЕНДЫ..... | 112 |
| §4.1.1. <i>Описание модели</i> | 113 |
| §4.1.2. <i>Результаты компьютерного моделирования</i> | 121 |
| §4.2. МОДЕЛЬ КООПЕРИРУЮЩИХСЯ АГЕНТОВ-ОХРАННИКОВ С ПОТРЕБНОСТЯМИ И МОТИВАЦИЯМИ | 127 |
| §4.2.1. <i>Модель агента охранника с двумя потребностями</i> | 128 |
| §4.2.2. <i>Модель агента-охранника без мотиваций</i> | 131 |
| §4.2.3. <i>Модель кооперирующихся агентов-охранников</i> | 133 |
| §4.4. Выводы по четвертой главе..... | 135 |
| ЗАКЛЮЧЕНИЕ | 136 |
| СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ | 138 |
| СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | 143 |
| ПРИЛОЖЕНИЯ | 156 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ А. Акт об использовании результатов кандидатской диссертационной работы в проектно-исследовательской деятельности Торгово-промышленной палаты КБР | 156 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в образовательный процесс ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет» | 157 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ В. Акт об использовании результатов диссертации в учебном процессе Березниковского филиала Пермского национального исследовательского политехнического университета | 158 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Описание состава программы для ЭВМ «ПРОГРАММА, реализующая алгоритм взаимодействия агентов-инвесторов и агентов- производителей в многоагентной модели прозрачной конкурентной экономики» | 159 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ | 160 |

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы диссертации

В различных областях человеческой деятельности возникают задачи, которые требуют принятия рациональных решений. Для нахождения таких решений применяются методы исследования операций [1, 2], математического моделирования [3], систем поддержки принятия решений [4], теории оптимального управления [5], математического программирования [6]. Объекты управления в этом случае описываются с помощью алгебраических, дифференциальных или интегральных уравнений, что позволяет находить решение аналитически. Но, к сожалению, аналитический подход ограничен в применении к реальным практическим задачам. Следует учесть и то, что не все сложные системы можно описать, используя математические формулы. Если такое описание и возможно, нахождение решения может быть затруднительно. В таком случае могут использоваться другие подходы.

Одной из новых парадигм, позволяющих исследовать поведение сложных систем является агентный подход. Он включают в себя агент-ориентированное моделирование АОМ (англ. agent-based modeling), которое широко используется при решении задач оптимизации и управления, моделировании коллективного поведения, в социальных и экономических исследованиях. АОМ – это моделирование снизу вверх, то есть микроскопическое моделирование. Построив компьютерную модель, в которой определены агенты и простые правила их поведения, можно наблюдать за тем, как функционирует система в целом (макроскопический уровень). При этом, несмотря на то, что правила поведения агентов достаточно просты, вся система в целом может демонстрировать сложное поведение. Парадигма агент-ориентированных систем тесно связана с многоагентными системами МАС (англ. multi-agent systems, MAS). Методы АОМ и МАС сейчас широко используются для моделирования сложных социально-экономических систем, в том числе для изучения поведения экономических агентов. В данной диссертационной работе исследуются новые методы поиска

решений автономными агентами в динамической децентрализованной среде, состоящей из совокупности автономных агентов, в которой каждый агент принимает решение самостоятельно, при этом, благодаря возможности сотрудничества (обмен информацией и прозрачность среды), возможно эффективное функционирование всей системы в целом. На основании изложенного тема диссертации является **актуальной**.

Цель и задачи диссертационной работы

Диссертационная работа представляет собой математическое и компьютерное исследование поведения автономных агентов. Цель исследования – изучение и разработка новых методов поиска решений автономными агентами в децентрализованных системах. Достижение поставленной цели предполагает решение следующих задач:

1. Построение и исследование базовой модели коллективного поведения агентов в децентрализованной динамической среде.
2. Разработка математической и компьютерной модели взаимодействия автономных агентов.
3. Исследование сходимости предложенного метода при различных управляющих параметрах.
4. Построение аналитического приближения для определения характера поведения модели.
5. Построение и исследование четырёх специальных моделей на основе базовой:
 - разработка модели с «открытой» монополией;
 - разработка модели с «нечестной» конкуренцией;
 - разработка модели с гибким распределением прибыли;
 - разработка обобщенной модели самоорганизации агентов при решении задачи распределения ресурса между ячейками.
6. Построение модели эволюции и обучения автономных агентов, в которой каждый агент может обучаться, формируя степени доверия к другим агентам.

7. Разработка и исследование дополнительных агент-ориентированных моделей поискового поведения автономных агентов для решения различных прикладных задач.

Основные положения (результаты), выносимые на защиту

1. Базовая математическая модель коллективного поведения конкурирующих автономных экономических агентов в прозрачной среде с элементами сотрудничества. Результаты исследования базовой математической модели взаимодействия автономных агентов.
2. Итеративный алгоритм принятия рациональных решений автономными агентами, учитывающих собственную выгоду. Результаты численных экспериментов, показывающие эффективность предложенного алгоритма.
3. Результаты и анализ компьютерного моделирования для четырёх специальных моделей, демонстрирующие возможность применения предложенной базовой модели для исследования более широкого класса задач.
4. Результаты и анализ компьютерных экспериментов для модели эволюции и обучения автономных агентов. Сопоставительный анализ режимов «с обучением» и «без обучения» для упрощенной эволюционной модели.
5. Разработанная агент-ориентированная модель рынка аренды и результаты ее исследования.
6. Разработанная модель поискового поведения автономных кооперирующихся агентов-охранников. Результаты, полученные в ходе компьютерных экспериментов.

Достоверность полученных результатов подтверждена данными численных экспериментов, полученных с помощью разработанных алгоритмов и комплекса программ.

Методология и методы исследования

Работа выполнена в рамках методологии агент-ориентированного моделирования и теории сложных систем. Для решения поставленных задач в работе были использованы методы построения математических моделей и

многоагентных самоорганизующихся систем. Для анализа разработанных моделей использованы методы компьютерного моделирования.

Научная новизна

Впервые в классе агент-ориентированных систем предложена и исследована модель взаимодействия сообществ экономических агентов в «прозрачной» среде. Оригинальные черты модели: *сотрудничество, открытость информации, открытость намерений агентов, итеративный процесс принятия решений.*

Разработан и исследован новый метод итеративного принятия решений автономными агентами. Показано, что итеративный метод обеспечивает более эффективное сотрудничество в искусственном экономическом сообществе, чем аналогичное сотрудничество без итераций.

Построено аналитическое приближение для понимания общей динамики основных исследуемых характеристик модели.

Предложен алгоритм обучения автономных агентов, который позволяет исследовать процессы самоорганизации в модели.

Практическая ценность

Разработанный метод может быть основой для построения аналогичных агент-ориентированных моделей, предназначенных для исследования коллективного поведения агентов в сложных динамических системах.

Построенные модели могут быть использованы при исследовании конкуренции и сотрудничества в экономических и социальных науках, в которых эти категории играют важную роль.

С учетом того, что в последние годы уделяется большое внимание методам, направленным на усиление прозрачности экономики, предложенная модель может быть доказательством выгодности открытости информации для экономических агентов.

На основе предложенной модели может быть разработана программная платформа для прозрачного взаимодействия производителей и инвесторов в малом регионе.

Апробация работы и публикации

Публикации в журналах, входящих в Перечень ВАК РФ

1. Моделирование поиска инвестиционных решений автономными агентами в прозрачной конкурентной экономике / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2019. – № 2. – С. 98–108.
2. Модель взаимодействия инвесторов и производителей в прозрачной экономической системе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Экономика и математические методы. – 2018. – Т. 54, № 2. – С. 50–61.
3. Исследование коллективного поведения агентов в децентрализованной экономической системе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Известия КБНЦ РАН. – 2017. – Т. 2, № 6(80). – С. 221–229.
4. Агент-ориентированная модель аренды сельскохозяйственных угодий в регионе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько, З.В. Нагоев // Известия КБНЦ РАН. – 2015. – Т. 2, № 6(68). – С. 174–182.

Публикации в журналах, входящих в список Scopus

5. Model of collective behavior of investors and producers in decentralized economic system / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // Procedia Computer Science. – 2018. – V. 123. – PP. 380–385.
6. Iterative method for distribution of capital in transparent economic system / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). – 2017. – V. 26, № 3. – PP. 182–191.

Публикации в трудах профильных конференций в изданиях, входящих в список Web of Science и Scopus

7. Model of self-organizing system of autonomous agents / Z.B. Sokhova // In: Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev Y. (eds.) Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research IV, Springer, Cham, Studies in Computational Intelligence (SCI). –2021. V.925. – PP. 93–100. – **Web of Science, Scopus**.
8. Comparison of two models of a transparent competitive economy / Z.B. Sokhova, V.G. Red'ko // In: Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tiumentsev

- Y. (eds.) Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research III, Springer, Cham, Studies in Computational Intelligence (SCI). – 2020. – V.856. – PP. 131–137. – **Web of Science, Scopus.**
9. Processes of self-organization in the community of investors and producers / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // In: Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V. (eds.) Selected Papers from the XIX International Conference on Neuroinformatics, October 2-6, 2017, Moscow, Russia. Springer International Publishing Switzerland, Studies in Computational Intelligence (SCI). –2018. – V.736. – PP. 163–169. – **Web of Science, Scopus.**
10. Agent-based model of interactions in the community of investors and producers // Z.B. Sokhova, V.G. Red'ko // In: Samsonovich A.V., Klimov V.V., Rybina G.V. (eds.) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. Proceedings of the First International Early Research Career Enhancement School (FIERCES 2016), Advances in Intelligent Systems and Computing book series (AISC). Springer International Publishing Switzerland. – 2016. – V.449. – PP. 235–240. – **Web of Science, Scopus.**

Публикации в других журналах

11. Анализ механизмов распределения прибыли в модели прозрачной экономики / З.Б. Сохова // Труды НИИСИ РАН. –2019. – Т. 9, № 3. – С.78–82.
12. Эволюция и обучение в модели взаимодействия инвесторов и производителей / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Труды НИИСИ РАН. – 2019. – Т. 9, № 1. – С. 61–65.
13. Анализ влияния эволюционных процессов и обучения на поведение экономических агентов / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Известия КБНЦ РАН. – 2018. – Т. 3, № 6(86). – С. 123–131.
14. Многоагентная модель аренды сельскохозяйственных земель в регионе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Искусственные общества. – 2015. – Т. 10, № 1–4. – С. 5–20.
15. Многоагентная модель прозрачной рыночной экономической системы / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Труды НИИСИ РАН. – 2013. – Т. 3, № 2. – С. 61–65.

16. Многоагентная модель честной рыночной экономики / В.Г. Редько, З.Б. Сохова, О.В. Редько // Искусственные общества. – 2013. – Т. 8, № 1–4. – С. 63–77.
17. Многоагентная модель прозрачной экономической системы / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Сложность. Разум. Постнеклассика. – 2013. – № 3. – С. 90–96.
18. Моделирование конкуренции при эволюции многоагентной системы / В.Г. Редько, М.С. Бурцев, З.Б. Сохова, Г.А. Бесхлебнова // Искусственные общества. – 2007. – Т. 2, № 2. – С. 76–89.

Публикации в трудах других профильных конференций

19. Эволюция и обучение в модели децентрализованной экономической системы / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Модели мышления и интеграция информационно-управляющих систем (ММИИУС-2018). Материалы второй Международной научной конференции, посвящённой 25-летнему юбилею Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук. – 2018. – С. 83–88.
20. Исследование процессов самоорганизации в эволюционной модели прозрачной экономики / З.Б. Сохова // XX Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2018». Сб. науч. трудов: в 3-х частях. – М.: НИЯУ МИФИ, 2018. – Ч. 1. – С. 211–220.
21. Эволюционная модель децентрализованной прозрачной экономики / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // «Социофизика и социоинженерия 2018». Труды второй Всероссийской междисциплинарной конференции / Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН; Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова. – 2018. – С. 95–96.
22. Агент-ориентированная модель рынка аренды сельскохозяйственных угодий в регионе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // XVIII Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2016». Сб. науч. трудов: в 3-х частях. – М.: НИЯУ МИФИ, 2016. – Ч. 1. – С. 204–213.
23. Многоагентная модель распределения сельскохозяйственных угодий в регионе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сб. науч. трудов VIII-й международной научно-

- технической конференции: в 2-х томах, Коломна, 18-20 мая, 2015 г. – М.: Физматлит, 2015. – Т. 2. – С.486–493.
24. Многоагентная модель коллективного взаимодействия инвесторов и производителей в прозрачной экономической системе / З.Б. Сохова // Социофизика и социоинженерия. Сб. науч. трудов Первой российской конференции, Москва, 8-11 июня, 2015 г. – 2015. – С. 59.
25. Агент-ориентированная модель прозрачной рыночной экономической системы / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // XVI Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2014» с международным участием. Сб. науч. трудов: в 3-х частях. – М.: НИЯУ МИФИ, 2014. – Ч. 2. – С. 174–184.
26. Модель взаимодействия агентов инвесторов и производителей в среде прозрачной рыночной экономики / З.Б. Сохова // Искусственный интеллект: философия, методология, инновации. Сб. трудов VII Всероссийской конференции студентов, аспирантов и молодых учёных. – М.: МГТУ МИРЭА, 2013. – Ч. 1. – С. 16–23.
27. Модель прозрачной рыночной экономики / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях. Труды III всероссийской конференции, Нижний Новгород. – ИПФ РАН, 2013. – С. 134–135.
28. Многоагентная модель честной рыночной экономики. Первые результаты / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сб. науч. трудов VII-й международной научно-технической конференции: в 3-х томах, Коломна, 20-22 мая, 2013 г. – М.: Физматлит, 2013. – Т. 2, – С. 695–703.
29. Модель кооперирующихся агентов-охранников с потребностями и мотивациями / З.Б. Сохова, Р.Р. Шикзатов // Научная сессия НИЯУ МИФИ - 2013. XV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2013». Сб. науч. трудов: в 3-х частях. – М.: НИЯУ МИФИ, 2013. – Ч. 2. – С. 274–281.
30. Модель автономного агента-охранника / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Математическая биология и биоинформатика: IV Международная

конференция, г. Пущино, 14-19 октября, 2012 г. Доклады / под ред. В.Д. Лахно. – М.: МАКС Пресс, 2012. – С. 162–163.

31. Исследование поведения агентов-инвесторов и агентов-производителей в многоагентной модели конкурентной экономики / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Искусственный интеллект: философия, методология, инновации. Сб. трудов VI Всероссийской конференции студентов, аспирантов и молодых учёных. – М.: МГТУ МИРЭА, 2012. – Ч. 1. – С. 145–149.
32. Естественная модель искусственной жизни / В.Г. Редько, З.Б. Сохова, О.П. Мосалов, З.В. Нагоев // Труды XLVI научной конференции МФТИ «Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук». – Москва, Долгопрудный: МФТИ, 2003. – Т. 1. – Ч. 1. – С. 31–33.

Свидетельство о регистрации программ для ЭВМ

33. «Программа, реализующая алгоритм взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей в многоагентной модели конкурентной экономики»: свидетельство о регистрации программы, реестр программ для ЭВМ, №2020613628 / Сохова З.Б., 19.03.2020.

Личный вклад. Автором лично проведены исследования и анализ предложенных агентных моделей, разработаны компьютерные программы для проведения экспериментов.

Основные положения работы докладывались на следующих конференциях:

- 1) Международная научная школа-семинар имени академика С.С. Шаталина «Системное моделирование социально-экономических процессов» (Нижний Новгород, 2018, диплом им. Н.Я. Краснера за лучший доклад и высокий уровень результатов исследований с использованием методов математического моделирования);

- 2) 2017 Annual International Conference on Biologically Inspired Cognitive Architectures: Eighth Annual Meeting of the BICA Society (Москва, 2017);
- 3) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. Proceedings of the First International Early Research Career Enhancement School (FIERCES 2016);
- 4) 1-я международная конференция «Модели мышления и интеграция информационно-управляющих систем» (г. Нальчик, 2017);
- 5) 15-я, 16-я Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика» (Москва, 2013, 2014);
- 6) 18-я, 19-я, 20-я, 21-я, 22-я Международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика» (Москва, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020);
- 7) 6-я, 7-я и 10-я Всероссийская конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Искусственный интеллект: философия, методология, инновации» (Москва, 2012, 2013, 2017);
- 8) 7-я и 8-я Международная научно-техническая конференция «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте» (Коломна, 2013, 2015);
- 9) 1-я и 2-я Всероссийская конференция «Социофизика и социоинженерия» (Москва, 2015, 2018);
- 10) IV Международная конференция «Математическая биология и биоинформатика» (г. Пущино, 2012).

Структура и объем диссертации

Работа состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы.

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулированы цель и задачи исследования, охарактеризована научная новизна полученных результатов и их практическая значимость, указаны методы исследования, указаны положения, выносимые на защиту.

В первой главе представлен обзор работ, посвященных агент-ориентированным системам. Описан ход становления данной научной области.

Приведена характеристика современных исследований по теории многоагентных систем, агент-ориентированной вычислительной экономике, искусственным обществам. Проанализированы методы построения агент-ориентированных моделей и механизмы взаимодействия агентов. Описан круг задач, которые решаются в данной парадигме.

Во второй главе дается описание коллективного поведения агентов в децентрализованных системах. Методы и модели теории агентов и многоагентных систем в данной главе используются для моделирования экономической системы и ее экономических агентов. Предлагается оригинальная модель взаимодействия двух сообществ агентов (производителей и инвесторов) в прозрачной экономической среде. Приводится описание базовой модели и четырех специальных моделей: 1) модель «открытой» монополии, 2) модель «нечестной» конкуренции, 3) модель с гибким распределением капитала, 4) обобщенная модель самоорганизации агентов.

В третьей главе проводится исследование эволюционных процессов. Предложена упрощенная агент-ориентированная эволюционная модель и эволюционная модель взаимодействия агентов с непрерывными коэффициентами доверия.

В четвертой главе предложены дополнительные модели поискового поведения агентов: агент-ориентированная модель рынка аренды сельскохозяйственных угодий и модель кооперирующихся агентов-охранников.

Общий объем диссертации составляет 160 страниц. Список литературы насчитывает 118 наименований.

ГЛАВА 1. АГЕНТ-ОРИЕНТИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ

§1.1. Агентное моделирование

Агентное моделирование – новый мощный вычислительный метод для исследования поведения сложных систем, который позволяет исследователю создавать, анализировать и экспериментировать с моделями, состоящими из взаимодействующих агентов в некоторой среде. Данный подход включает в себя различные течения. В частности, в научной литературе встречаются такие термины как: *агент-ориентированные модели* (agent-based model, АОМ), *агент-ориентированное моделирование* (agent-based modeling), *агент-ориентированные системы* (agent-based system), *агентный подход* (agent approach), *многоагентные системы* (multi-agent system, MAS), *многоагентные модели* (multi-agent model), многоагентный подход (multi-agent approach). У этих терминов много общего, в то же время ряд исследователей считает их различными. Агент-ориентированное моделирование – АОМ (англ. agent-based modeling) [7] является одним из самых перспективных направлений агентного подхода. Понятие «агент-ориентированное моделирование» характеризует наиболее общую область перечисленных исследований. Основные преимущества АОМ характеризуются следующими свойствами: 1) возникновение эффекта эмерджентности, 2) обеспечение естественного описания системы, 3) гибкость агент-ориентированных моделей. Для того чтобы более точно представить какое место занимает агентное моделирование в компьютерном моделировании приведем следующую схему [8]:



Рис. 1. Основные парадигмы компьютерного моделирования

Опишем кратко представленные на рис. 1 парадигмы. Под *динамической системой* понимают систему, состояние которой меняется с течением времени [9]. Такая система имеет начальное состояние и закон, по которому она будет переходить из начального состояния в другое. Методология *системной динамики* была разработана Дж. Форрестером в середине 50-х годов [10]. Она используется при моделировании сложных систем на высоком уровне абстракции, то есть при моделировании не учитываются индивидуальные характеристики и поведение отдельных объектов системы [8, 11]. Такое моделирование представляет собой исследование поведения сложной системы с обратной связью. Еще один вид компьютерных имитационных моделей – *дискретно-событийное моделирование*. Данная парадигма связана с системами массового обслуживания. И, наконец, *агентное моделирование*. Важной особенностью агентных моделей является, то что агенты могут взаимодействовать между собой. То есть они могут передавать информационные сообщения друг другу и действовать на основе того, что они узнают из этих сообщений. Каждый агент может действовать в соответствии со своими предпочтениями.

§1.2. Агенты

Основной структурной единицей агент-ориентированных моделей являются – агенты, действующие в некоторой среде. В научной литературе встречаются различные термины, в которых встречается понятие «агент»: интеллектуальные агенты, рациональные агенты, автономные агенты, программные агенты, легкие агенты, аниматы и др. Методы теории агентов и МАС также используются для проектирования экономических агентов. В данной диссертации в роли экономических агентов выступают *автономные агенты*. По результатам анализа литературы по теории многоагентных систем [12-16], можно сказать, что такой агент представляет собой автономную сущность, характеризующуюся следующими свойствами: 1) *автономность*, нет единого управляющего центра в системе, который контролировал бы поведение агентов, 2) *неоднородность*, то есть агенты отличаются характеристиками друг от друга, 3) *ограниченная*

рациональность, 4) *расположение в пространстве*, то есть наличие некоторой среды обитания. Среда обитания агента может быть представлена в евклидовом пространстве, в ГИС (геоинформационной системе), в виде решетки (игра «Жизнь») или некоторой сетевой структурой. Моделирование взаимодействия агентов может также проводиться без пространственного отображения [13], так, как проведено в данной диссертационной работе. Дополнительно к указанным основным свойствам некоторые авторы выделяют еще следующие свойства: 5) *возможность обучаться*, используя предыдущий опыт, 6) наличие человеческих качеств – *антропоморфность*, например доверие (*thrust*) и намерения (*intentions*), 7) наличие *конкретных целей*, 8) *реактивность*, то есть способность реагировать на стимулы из окружающей среды, 9) *социальность*, то есть способность взаимодействовать с другими агентами, 10) *наличие некоторого ресурса* (энергии), 11) память, которая фиксирует восприятие агентом своих предыдущих состояний и действий [16-19].

Обучение агентов можно моделировать несколькими способами:

а) индивидуальное обучение, когда агенты учатся на собственном опыте;

б) эволюционное обучение, обучение в данном случае происходит за счет того, что неэффективные агенты «умирают» и заменяются лучшими агентами, это приводит к улучшению свойств популяции агентов; с) социальное обучение, при котором некоторые агенты имитируют других агентов или обучаются у других агентов, что приводит к обмену опытом, который накоплен индивидуально, но распространяется по всем агентам в результате обучения [16].

В настоящее время агент-ориентированный подход – мощный вычислительный инструмент, который широко используют исследователи для решения задач в теории управления, экономике, социологии, политике, биологии. Проводится ряд международных научных конференций. Одной из самых крупных и влиятельных является Международная конференция по автономным агентам и многоагентным системам AAMAS (International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems).

§1.3. Многоагентные системы

В первую очередь парадигма агент-ориентированных моделей связана с многоагентными системами МАС (multi-agent systems, MAS). *Многоагентные системы* – достаточно молодое научное направление искусственного интеллекта. В такой системе группа автономных агентов действует в среде для достижения общих или своих индивидуальных целей. Эти агенты могут сотрудничать или конкурировать друг с другом, делиться или не делиться информацией [12, 20]. В отличие от описанных выше систем для данного подхода важны индивидуальные характеристики агентов и их локальное взаимодействие. Это позволяет, как было уже сказано выше, строить модель «снизу-вверх». Благодаря этому, можно наблюдать за тем, как такое взаимодействие влияет на общее поведение всей системы.

Для исследования нелинейных социальных и экономических явлений используются подходы системной динамики, и в последние годы все чаще агентное моделирование [21, 22]. В [22] приведена сравнительная характеристика этих двух подходов и обозначены преимущества каждого. Авторы называют системную динамику «моделированием леса», а агентный подход «моделированием деревьев». В статье авторы делают вывод о возможности интеграции системной динамики и агент-ориентированного подхода.

Несмотря на то, что теория многоагентных систем как научное направление сформировалось совсем недавно, есть ряд фундаментальных работ в области искусственного интеллекта, которые оказали существенное влияние на становление и развитие этого направления. История развития теоретической и прикладной основы МАС берет начало с теории автоматов, основоположниками которой считаются Джон фон Нейман («теория автоматов») [23] и Норберт Винер («кибернетика») [24]. Джон Фон Нейман ставил вопросы о возможности самовоспроизведения автоматом самого себя. Позднее, с подачи С. Улама, фон Нейманом была разработана теория клеточных автоматов. В 1970 году Джон Конвей, используя идеи фон Неймана о самовоспроизводящихся автоматах, предложил игру под названием «Жизнь» [25].

Работы по теории автоматов в контексте *коллективного поведения* разрабатывались группой советских ученых – В.Л. Цетлиным и его последователями [26-28]. В.Л. Цетлин и его коллеги исследовали в своих работах целесообразное поведение разных коллективов реактивных автоматов. Это могли быть отдельные клетки или отдельные особи. Данные работы положили начало теории игр автоматов [26]. В.Л. Цетлин в своей работе ставил вопрос: «могут ли люди, которые друг друга не видят и не разговаривают, добиться того, чтобы их коллективное поведение было целесообразным», то есть может ли автомат, имея минимальную сложность, показывать целесообразное поведение. Здесь следует отметить, что автоматы функционируют в стационарной среде, при этом ничего не знают о других автоматах в данной среде. Всю информацию автомат получает от среды, которая изменяется под действием коллектива автоматов. Подробное изложение работ по коллективному поведению автоматов приведено в книге В.И. Варшавского [29]. В ней рассматриваются следующие аспекты коллективного поведения автоматов: поведение в случайных средах, игры, случайные парные взаимодействия, модели коллективного поведения.

Классические модели коллективного поведения автоматов имеют некоторые ограничения, на которые указывают ряд авторов [30, 31]. Агенты в таких системах имеют ограниченную автономность, и их работа корректируется из центрального устройства, которое входит в структуру среды. Д.А. Поспелов в статье [30] подчеркивает, что «многоагентные системы не могут быть построены на уровне агентов автоматной сложности, так как не соблюдаются два ключевых требования: *автономности и децентрализации*».

Понятие децентрализации тесно связано с многоагентными системами. В книге В.И. Варшавского и Д.А. Поспелова [32] подробно исследуется коллективное поведение и эволюция сложных систем в *децентрализованных средах*. В частности, предложена формализованная игра n лиц с эгоистичными игроками. Исследованы конкретные примеры. Классическое название такой игры – игра в размещения. В такой игре на выигрыш каждого игрока влияет действие, выбранное игроком, и действия, которые выбирают другие участники коллектива.

Впервые термин «*агент*» в том понимании, в котором он используется в теории многоагентных систем, по-видимому, был использован в статье Джона Холланда и Джона Миллера в 1991 году [33]. Авторы используют в своей работе термин «*artificial adaptive agents*» – искусственные адаптивные агенты. В статье описываются перспективы использования искусственных адаптивных агентов в экономических системах. Системы, основанные на таких агентах, делают возможным разработку четко определенных моделей, демонстрирующих эмерджентное поведение. Такие модели могут охватить широкий спектр экономических явлений и процессов.

В 1990-х годах интерес к теории многоагентных систем возрастает. Это связано с развитием вычислительной техники и с появлением программного обеспечения, которое позволяет проводить моделирование. Существующие научные коллективы предлагают множество моделей и направлений исследований в этой области. Одним из таких направлений являются *самоорганизующиеся многоагентные модели*. Многоагентные системы широко используются для исследования процессов самоорганизации. Благодаря высокой гибкости, МАС позволяют естественно описывать сложные системы. Термин «*самоорганизация*» впервые появился в печати в 1947 году в статье У. Эшби, который определяет ее как систему, которая сама изменяет свою организацию [34]. В 1980-х годах основоположник синергетики Г. Хакен определяет самоорганизацию как «процесс упорядочения (пространственного, временного или пространственно-временного) в открытой системе, за счёт согласованного взаимодействия множества элементов её составляющих» [35].

В одном из ранних обзоров по многоагентным системам, представленном в работе В.Б. Тарасова [36] приводится следующее определение: «...с одной стороны, речь идет об открытых, активных, развивающихся системах, в которых главное внимание уделяется процессам взаимодействия агентов как причинам возникновения новой системы с особыми качествами. С другой стороны, МАС могут строиться и как объединение отдельных интеллектуальных систем, основанных на знаниях, и как системы коллективного поведения, возникающего в

результате локальных взаимодействий простых реактивных агентов...». В книге [20] В.Б. Тарасовым используются термины «агент-ориентированный подход», «теория агентов» и «многоагентные системы». Приводится формализация многоагентной системы в следующем виде: $MAC = (A, E, R, ORG, ACT, COM, EV)$, где A – множество агентов, E – множество сред, R – отношения между агентами, ORG – некоторая организация, которую формируют агенты, ACT – множество действий агентов, индивидуальных или совместных, COM – коммуникационные действия, EV – возможность эволюции.

Состояние исследований в настоящее время представлено в обзоре по самоорганизующимся МАС в работах В.И. Городецкого [37, 38]. Автор приводит возможные подходы к классификации механизмов самоорганизации в многоагентных системах. В частности, выделяются следующие подходы к классификации: 1) *механизмы, основанные на прямых взаимодействиях* и 2) *механизмы, основанные на косвенных взаимодействиях*. При *косвенных взаимодействиях* автономные агенты не взаимодействуют напрямую, каждый агент, выполняя действия, изменяет окружающую среду, другие агенты считывают изменения и меняют свое поведение. Биологическим прототипом такого поведения является поведение колонии муравьев при поиске пищи [39]. Описанные выше взаимодействия агентов могут быть реализованы с помощью следующих алгоритмов: 1) алгоритмы, основанные на обучении с подкреплением, 2) алгоритмы, основанные на кооперации и 3) алгоритмы, основанные на градиентных полях [37].

§1.4. Направления исследований в агент-ориентированных системах

Опишем кратко некоторые направления исследований, которые ведутся в области моделирования агент-ориентированных систем. Одно из направлений – это направление исследований «искусственная жизнь» (англ. *Artificial Life, ALife*). Данное направление отличается от других МАС тем, что исследует именно *эволюцию* агентов или искусственных организмов, обитающих в некоторой искусственной среде. Задачи, которые исследуются в этой области: исследование

возникновения жизни на Земле, биологическая эволюция, коллективное поведение [40]. Основная цель исследований – это изучить и понять причины эволюции, определить формальные принципы организации биологической жизни [41].

Другое направление агент-ориентированных моделей, основанное на идеях искусственной жизни – это «искусственные общества» (англ. *artificial societies*). Основная задача данного направления – это исследование *социальных* и *социально-экономических процессов* с помощью компьютерного моделирования. В отечественной науке данное направление широко развивается группой В.Л. Макарова и А.Р. Бахтизина в ЦЭМИ РАН [42-45]. Подробный обзор направления представлен в статье В.Л. Макарова [46]. Автор подчеркивает, что для того, чтобы агент-ориентированная модель представляла собой искусственное общество необходимо, чтобы агентов было несколько и между ними существовало взаимодействие.

Одна из самых известных и значимых моделей *Sugarscape Model* (на рус. «сахарная модель») в теории искусственных обществ была предложена в 1996 году в книге Джошуа Эпштейна и Роберта Акстелла [47]. Данная модель имеет следующие атрибуты: окружающая среда, которая представляет собой двумерное клеточное пространство. В каждой клетке может находиться определенное количество сахара. Имеются агенты-жуки, которые перемещаются по среде по некоторым простым правилам и накапливают сахар. Каждый агент имеет определенную величину сахара, которую надо потребить в единицу времени, а также есть запас сахара, который он переносит из клетки в клетку. Агент может видеть соседние клетки и перемещаться в них, если там имеется сахар. Если запас сахара заканчивается и агенту нечего есть, то он погибает. Сахарная модель широко используется для исследования реальных экономических и социальных процессов, таких как, например, распределение богатства между агентами, торговля, миграции и др.

Основной зарубежный журнал по искусственным обществам и социальному моделированию JASSS (Journal of Artificial Societies and Social Simulation) [48].

Еще одно направление, основанное на агент-ориентированном подходе является Agent-based Computational Economics (агент-ориентированная вычислительная экономика), ACE [49, 50]. Здесь, моделирование экономических систем происходит также на базе взаимодействующих агентов. Моделирование ACE начинается с создания начальной популяции агентов. Агентами в таких моделях могут быть экономические агенты (например, фирмы, производители, различные финансовые учреждения, трейдеры и т.д.) [49]. Затем задаются начальные атрибуты агентов, которые включают в себя типовые характеристики, внутренние поведенческие нормы, внутренние способы поведения (в том числе способы общения и обучения) и внутренняя хранящаяся информация о себе и о других агентах. Экономика развивается без внешнего вмешательства, то есть все события, которые впоследствии происходят, должны возникать из истории взаимодействия агента с агентом. Такая методология тесно связана с методологией искусственной жизни [51]. Краткий обзор по моделям искусственной жизни приведен в [41, 52]. Исследователи в обеих областях исследуют вопрос, как могут возникнуть глобальные закономерности, при моделировании снизу вверх, через повторяющиеся локальные взаимодействия автономных агентов. Выше было отмечено, что при использовании АОМ моделирование проводится на микроскопическом уровне, но наблюдаемые эффекты относятся к макроскопическому уровню. В [53] проводится исследование агентного подхода для моделирования макроэкономики. Макроэкономика в данном случае представляется открытой динамической системой взаимодействующих агентов.

Многоагентный подход также развивается самарской научной школой под руководством П.О. Скobelева при разработке модели сети потребностей и возможностей [54]. Строится открытая МАС, которая может с течением времени менять свою структуру. Модель работы [54] модель базируется на холистическом подходе. Такой подход предполагает выделение в системе отдельных компонент, каждая из которых будет иметь своих агентов потребностей и возможностей. Эти агенты функционируют как отдельные автономные сущности в некоторой среде,

взаимодействуя между собой, определяя нужные потребности и возможности в данный момент времени. Данная модель, например, широко используется в логистике при составлении расписания перевозок.

В исследованиях по многоагентным системам часто встречается два близких понятия: 1) распределенный искусственный интеллект (РИИ) и децентрализованный искусственный интеллект (ДИИ). Следует отличать эти два понятия. Если говорить о задачах, которые решаются в этих подходах, можно отметить, что РИИ занимается совместным решением глобальных проблем распределенной группой агентов. Решение задачи является совместным в том смысле, что взаимный обмен информацией помогает выполнить одну общую задачу. В отличии от РИИ ДИИ сосредоточен на деятельности автономного агента в мультиагентном мире. В данном подходе понятие «агент» используется в широком смысле для обозначения субъекта, который действует рационально, исходя из своих собственных целей. При этом существование автономного агента возможно независимо от существования других автономных агентов. Автономные агенты могут сотрудничать и обмениваться информацией в общем мире для выполнения личных или глобальных задач. Таким образом, в РИИ изначально определяется некоторая глобальная задача и нужно спроектировать распределенные объекты, чтобы решить задачу. В ДИИ сначала определяются децентрализованные автономные объекты, и основная задача заключается, в изучении поведения этих автономных сущностей, чтобы получить представление о том, какие задачи они способны выполнять [55].

В последнее десятилетие исследования по многоагентным системам тщательно проработаны, но, несмотря на это, нет общей концептуальной схемы, как создавать и разрабатывать такие модели. В каждой области, в которой решаются задачи с помощью агентного подхода, вырабатываются свои правила. В [12] предложены шесть исследовательских проблем, которые решаются с помощью многоагентных самоорганизующихся систем: 1) распределение задач/ресурсов, 2) адаптация связей, 3) организационное конструирование,

- 4) обучение с подкреплением, 5) повышение качества программного обеспечения,
- 6) коллективное принятие решений.

В работе [56] приводится ряд причин, почему стоит использовать агентный подход к исследованию социальных процессов. В частности, автор этой работы приводит три различных применения агентных вычислений: 1) первый, когда можно описать социальный процесс с помощью уравнений, и эти уравнения можно аналитически решить (агент выступает в данном случае инструментом для представления результата), 2) второй случай, когда математическую модель можно разработать, но нахождение аналитического решения затруднено (в этом случае агентная модель может помочь проиллюстрировать динамические свойства модели и служит для проверки зависимости результатов от параметров и допущений), 3) третий случай, когда построение математической модели затруднено (агентные модели могут быть единственным доступным способом изучения таких процессов).

Еще одно направление, которое исследует децентрализованное управление в многоагентных системах – это *теоретико-графовые* модели. Например, в работах [57, 58] рассматриваются модель достижения консенсуса (модель Де Грота) и модель по управлению совместным движением объектов в евклидовом пространстве с выстраиванием заданной конфигурации. В модели достижения консенсуса исследуется поведение группы агентов, которые действуют как команда, при этом каждый агент в группе имеет собственное субъективное мнение относительно некоторого параметра θ . Предложен метод, описывающий, как группа может прийти к согласию, получив единую оценку относительно параметра θ , объединив свои индивидуальные мнения. Представлены необходимые условия для достижения консенсуса. Ключевой особенностью модели Де Грота является то, что каждый член группы, имеет возможность пересмотреть свое собственное субъективное мнение, чтобы учесть информацию и опыт, мнения и суждения остальных членов группы.

В настоящее время развитие МАС сталкивается не только с успехами, но и с трудностями, которые связаны со сложностью разработки многоагентных

приложений. Проблемы, существующие в области построения многоагентных систем, и возможные пути их решения представлены в работе [59]. Авторы этой работы предлагают пересмотреть подходы к разработке МАС, использовать более простых агентов, но с разнообразными формами взаимодействия. При этом более широко внедрять принципы эволюции и самоорганизации, которыми обладают живые системы.

Таким образом, исследования в области агент-ориентированных систем весьма актуальны в настоящее время. Вопросы, которые исследуются в данном подходе, представляют интерес в различных областях, таких как моделирование коллективного поведения роботизированных систем [60], управление бизнес-процессами, решение сложных задач оптимизации.

В данной диссертационной работе исследуется динамическая децентрализованная система, состоящая из совокупности агентов, в которой каждый агент принимает решение самостоятельно, при этом благодаря сотрудничеству (обмен информацией и прозрачность среды), возможно более эффективное функционирование всей системы в целом.

§1.5. Выводы по первой главе

В данной главе представлен обзор работ, посвященных агент-ориентированным системам. Описан ход становления данной научной области. Приведена характеристика современных исследований по теории многоагентных систем, агент-ориентированной вычислительной экономике, искусственным обществам. Проанализированы методы построения агент-ориентированных моделей и механизмы взаимодействия агентов. Описан круг задач, которые решаются в данной парадигме.

ГЛАВА 2. ИССЛЕДОВАНИЕ КОЛЛЕКТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫХ СИСТЕМАХ

§2.1. Теория и модели коллективного поведения агентов

Разработка многоагентных систем с коллективным поведением является давней целью исследователей в области искусственного интеллекта (ИИ) [61, 62]. Более тридцати лет назад уже было ясно, что «интеллектуальным агентам неизбежно потребуется гибкое взаимодействие с другими объектами. Эти автоматические агенты должны будут обрабатывать существование конфликтующих целей, так же как это обычно делается людьми» [61]. Особый интерес при агент-ориентированном моделировании коллективного поведения представляют такие явления как *конкуренция* и *сотрудничество*. Конкуренция играет важную роль в развитии экономических агентов. Возникает вопрос – возможно ли сотрудничество в конкурентной среде? В работе [63] Р. Аксельрод, основываясь на теории игр и компьютерном моделировании, экспериментально доказывает выгодность сотрудничества для двух конкурирующих игроков. На важную роль, которую приобретает сотрудничество между экономическими агентами, в недавних работах четко обратил внимание В.М. Полтерович [64, 65]. В этих работах подчеркивается, что «конкурентные механизмы могут быть встроены в институты сотрудничества». Формы агрессивной и конструктивной конкуренции между отдельными индивидуумами в рамках агент-ориентированного подхода анализировались также в работах [66-68].

Задача распределения инвестиций, которая рассматривается в диссертационной работе, близка к классической задаче оптимального распределения ресурса. Задачи оптимального распределения ресурса делятся на *детерминированные* и *стохастические*, *разовые* и *многоэтапные*. Разовое распределение не предполагает наличия этапов распределения, как в многоэтапном, где есть необходимость резервировать часть ресурса на выполнение следующих этапов. Различают также *однородные* и *неоднородные*

ресурсы. В данной работе рассматривается детерминированное разовое распределение однородных ресурсов.

Коллективный подход широко применялся к решению задач распределения ресурса в прошлом, в частности можно привести пример, который рассматривался в [29, 32]. В данных работах рассматривалось коллективное поведение элементов экономических систем в условиях децентрализации. Исследование проводилось на основе автоматов М.Л. Цетлина [26]. В модели была представлена организация коллективного поведения потребителей в условиях децентрализации с помощью итеративного процесса. Активным являлся потребитель ресурса, а владелец ресурса не решал никаких оптимизационных задач, то есть ему не требовались знания об эффективности потребителей. Организовывался итеративный процесс, в течение которого потребители вырабатывали запросы на ресурс. Запрос мог представлять собой некоторую сумму денег, которую он готов потратить на ресурс. Все запросы суммировались, и ресурс распределялся пропорционально присланным деньгам. При этом на каждом шаге итерации запросы потребителей корректировались с учетом того, какая часть ресурса им получена в результате текущего запроса. То есть анализировался вопрос: какова разница между полученной прибылью и потраченными деньгами. Если эта разница отрицательна, то на следующей итерации потребитель уменьшал свой запрос, в противном случае увеличивал. В итоге было показано, что коллектив потребителей приходит к точке равновесия с оптимальным распределением ресурса.

Описанная выше задача, получила свое развитие в теории активных систем, где она решается с помощью методов, основанных на теоретико-игровом подходе [69-71]. В [29, 32] использовался механизм пропорционального распределения ресурса, который, как утверждается в [71], является манипулируемым, то есть агенты могут сообщать центру недостоверную информацию, чтобы получить наибольшее количество ресурса для себя. В [71] предлагается альтернативный прямой механизм распределения ресурса, который исключает возможность недобросовестности. В работе исследуются и другие механизмы: анонимные, механизмы прямых приоритетов, механизмы обратных приоритетов, конкурсные

механизмы, механизмы распределения затрат. Стандартная задача в [71] ставится следующим образом: центр располагает некоторым однородным произвольно делимым ресурсом в количестве R . Требуется найти такое распределение ресурса между n агентами, которое обеспечивало бы максимум некоторого критерия эффективности (например, суммарной эффективности использования ресурса агентами), при этом считается, что эффективность использования ресурса агентами центру неизвестна, поэтому центр принимает от агентов заявки на ресурс. В такой постановке, так же, как и в модели, рассматриваемой в данной диссертационной работе, решения принимаемые агентами, влияют на выигрыши всех агентов. Таким образом, в классической задаче распределения ресурса имеется некий центр, который принимает решение о том, как распределить ресурс. В отличие от описанных выше задач, в данной диссертационной работе рассматривается целое сообщество агентов, каждый из которых обладает капиталом и принимает решение самостоятельно, то есть система является децентрализованной, в ней нет единого центра. При этом решение, принимаемое каждым агентом, влияет на выигрыши остальных. В этом контексте данная задача близка к задачам, которые возникают в теории игр при исследовании коллективных игр. Коллективные игры можно представить в виде дилеммы заключенных, игры в труса или игры в доверие. Трудности, которые возникают в рамках теории коллективных игр с большим количеством участников, связаны в основном с тем, что равновесие Нэша может не быть оптимальным исходом, которое максимизирует сумму выигрышер всех участников [72]. В [72] также отмечается, что небольшие группы более эффективно решают задачи коллективного действия. В данной диссертационной работе рассматривается взаимодействие двух больших групп агентов. По-видимому, задачи коллективного действия больших групп агентов будут находить лучшие решения в рамках АОМ, так как АОМ позволяет рассматривать взаимодействия большого числа агентов.

К настоящему времени предложено и исследовано большое количество моделей многоагентных систем с различными архитектурами, в которых

исследуется коллективное поведение [37, 38, 13]. Рассмотрим некоторые из них, наиболее близкие к теме данной диссертационной работы.

В [73] предложена имитационная модель рынка «инвесторов-ангелов», в которой деловые отношения основаны на степени доверия «инвестора-ангела» к начинающему предпринимателю. Первоначальное доверие зависит от социальной близости между инвестором и предпринимателем. В дальнейшем доверие обновляется в зависимости от доходов, которые инвестор получает от предпринимателя. Решение инвесторов о том, сколько средств предоставить каждому предпринимателю зависит от прошлых доходов. Инвесторы в модели также связаны с другими инвесторами в сети и сравнивают доход, который они получают от каждого предпринимателя со средним доходом других инвесторов в сети. Предприниматели, которые не имеют связей с инвесторами и которые имеют недостаточный капитал, уходят с рынка. Если предприниматели накопили достаточно собственного капитала, они добровольно покидают рынок «инвесторов-ангелов». Предприниматели накапливают собственный капитал из прибыли и принимают решение о распределении прибыли по трем направлениям: 1) на накопление собственного капитала, 2) на инвестирование в собственную фирму; 3) на возврат части прибыли инвестору. При моделировании показано, что инвесторы выигрывают больше всего от средней степени доверия к предпринимателям. Если степень доверия слишком высокая, это удерживает на рынке много непродуктивных фирм, а слишком низкое доверие ведет к прекращению прибыльных отношений из-за незначительного падения производительности. При этом доля предпринимателей, которые достигают цели покинуть рынок с достаточным капиталом выше, если инвесторы теряют доверие быстро. В этом смысле существует конфликт интересов между инвесторами и предпринимателями.

В следующем разделе будет предложена оригинальная модель прозрачной экономической системы с конструктивной конкуренцией. Прототипом для этой модели служат работы бельгийских исследователей [74, 75], в которых использовались легкие агенты-посланники для оптимизации работы

производственного цеха и маршрутизации движения автомобилей в городе. Рассмотрим подробнее модель, предложенную в работе [74]. В этом подходе исследуется поведение динамической транспортной сети, состоящей из дорог и перекрестков. В модели определены две важные причины, которые изменяют трафик интенсивности движения автомобилей: 1) *колебания спроса* и 2) *колебания емкости*. Колебания спроса зависят от количества автомобилей, которые хотят проехать по данному участку дороги, а колебания емкости от различных дорожных блоков (несчастные случаи, ремонт дороги). Эти характеристики будут влиять на пропускную способность дороги или развязки и, следовательно, на продолжительность маршрутов. Архитектура рассматриваемой МАС состоит из следующих элементов: 1) агенты-автомобилей, 2) агенты-инфраструктуры и 3) виртуальная среда. Каждое транспортное средство имеет своего агента, который знает об автомобиле следующую информацию: пункт назначения, текущее местоположение и скорость. Агенты автомобиля владеют также информацией о возможных маршрутах к пункту назначения. Агенты инфраструктуры располагаются на перекрестках и участках дороги. Основная задача агентов инфраструктуры – это отслеживание информации о текущем состоянии дорожных элементов и сбор информации от агентов автомобилей о намерении ехать через определенную развязку или дорогу. Последняя информация уменьшается с течением времени, если не обновляется агентами автомобиля. *Виртуальная среда* представляет собой графическое представление дорожной карты города. Агенты автомобилей исследуют среду и ищут маршруты, по которым автомобиль может доехать до пункта назначения. Агенты делают оценки качества маршрутов. Рассчитав эту информацию, агент автомобиля выбирает наиболее предпочтительный маршрут. После этого агент автомобиля информирует агентов инфраструктуры о своем намерении, что позволяет другим агентам автомобилей использовать эту новую информацию для принятия новых решений. Для обмена информацией в системе используются легкие агенты, которые являются аналогами искусственных муравьев. Применяются два вида легких агентов: *муравьи-намерения* и *муравьи-разведчики* (рис. 2).

В предложенном методе каждый агент, принимая решение изменяет внешнюю среду, а затем учитывает эти изменения для модификации своего решения с учетом решений, которые приняли другие агенты. Такой подход применим для решения разнообразных прикладных задач в сложных и динамически меняющихся средах. Результаты компьютерного моделирования, проведенного авторами, показали, что данный метод эффективнее на 35%, чем аналогичные методы, которые имеются.

Еще один подход, основанный на множествах градиентных полей [76], позволяющий управлять дорожным трафиком в большом городе, предложен в [38, 77]. Авторами работы [77] рассматривается взаимодействие между агентами автомобилей и агентами светофоров, которые координируют свои действия для улучшения транспортного потока.

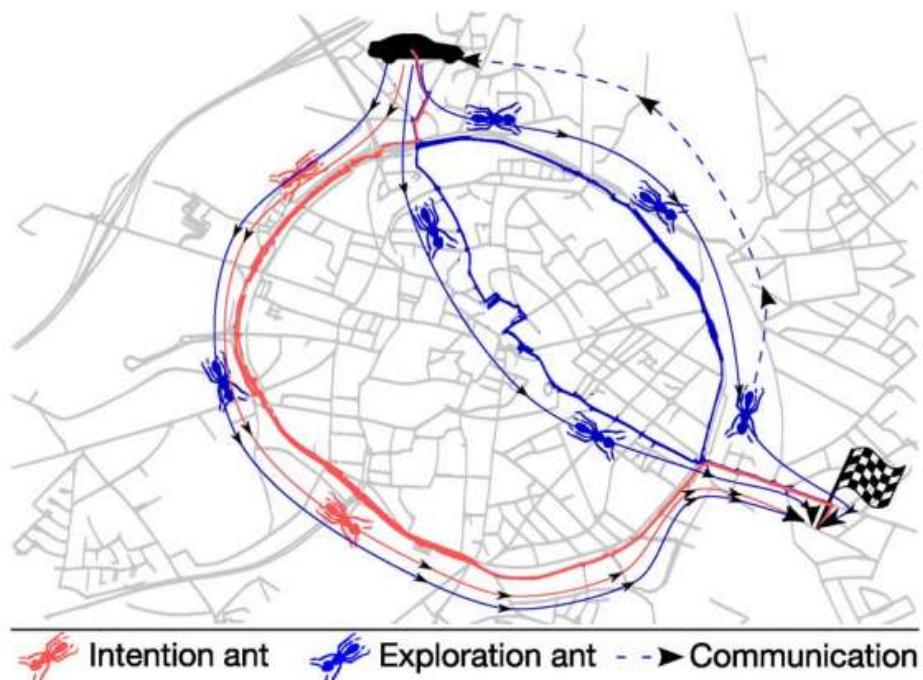


Рис. 2. Муравьи-разведчики и муравьи-намерения, исследуют возможные маршруты. Муравьи-разведчики исследуют возможные маршруты в виртуальном представлении г. Левена (Бельгия) (выделено темно-синим цветом) и делают оценки по продолжительности маршрутов. Когда агент транспортного средства выбрал маршрут (выделено красным цветом) на основе этих оценок, он отправляет муравья намерения уведомить агентов инфраструктуры о своем предстоящем визите. [Рисунок с сайта URL: <https://people.cs.kuleuven.be/~danny.weyns/papers/2011TITS.pdf>]

В работе [78] предлагается многоагентная модель, в которой фирмы самоорганизуются в рамках гетерогенной популяции ограниченно-рациональных агентов, которые взаимодействуют локально. Описана микроэкономическая модель формирования фирмы. Модель дает достаточно полную картину эволюции простых фирм.

Как было отмечено выше, в отечественной науке многоагентные модели в экономике широко развиваются группой В.Л. Макарова и А.Р. Бахтизина в ЦЭМИ РАН. В [13] предлагается ряд теоретических моделей: АОМ экономики с инновациями, АОМ социальных кластеров, АОМ транспортной сети Москвы, моделирование процесса слияний организаций с помощью АОМ. Также разрабатываются агент-ориентированные модели для суперкомпьютеров. Авторы отмечают, что большинство существующих агент-ориентированных моделей являются абстрактными, и не находят широкого применения для решения практических задач, которые возникают в экономике. Для того чтобы применять АОМ для реальных экономических задач, предлагается комбинировать АОМ с вычислимыми моделями общего равновесия (Computable General Equilibrium, CGE-модели) и искусственными нейронными сетями. Вычислимые модели общего равновесия представляют собой систему уравнений. Решением такой системы является общее экономическое равновесие. Например, равновесие «спрос-предложение». В таких моделях в качестве агентов выступают несколько различных групп: домашние хозяйства, фирмы, торговые союзы, банки, правительство и др. Сходимость итеративного процесса, то есть до совпадения совокупного спроса и предложения, авторами оценивается примерно в 10 000 итераций [13]. В отличие от описанных выше экономических моделей, в которых анализируется поведение нескольких групп экономических агентов, в данной диссертационной работе рассматривается упрощенное экономическое сообщество, состоящее только из инвесторов и производителей, что позволяет четко построить и проанализировать модель.

§2.2. Модель прозрачной экономической системы

В этом разделе представлена оригинальная базовая модель поиска решений автономными агентами в динамической децентрализованной системе. Решается задача распределения капитала инвесторов между производителями. Результаты данного раздела опубликованы в статьях [79-83].

§2.2.1. Общее описание базовой модели

Рассматривается взаимодействие двух сообществ агентов: *агентов-инвесторов* и *агентов-производителей*. Пусть количество агентов в сообществах равно N (число инвесторов) и M (число производителей) и каждый из агентов имеет определенный капитал K_{inv} (инвесторы) и K_{pro} (производители). Количество агентов в сообществах ограничено, то есть $N \leq N_{max}$, $M \leq M_{max}$, где N_{max} , M_{max} максимально возможное число инвесторов и производителей соответственно. Обозначим через N^* и M^* множество агентов-инвесторов и множество агентов-производителей соответственно.

В модели будем использовать следующие обозначения: j – номер агента инвестора, i – номер агента производителя. Агенты функционируют в течение N_T периодов. Например, один период T может быть равен одному году. В конце каждого периода T инвесторы принимают решение о капиталовложениях, которые они будут делать в следующий период $T + 1$. Для нахождения этого решения выполняется серия итераций, которые обозначаются $t = 1, 2, \dots, k_{iter}$, где k_{iter} – максимальное количество итераций внутри периода. Таким образом, имеем *две временные шкалы*: 1) периоды (число периодов равно N_T), 2) итерации (число итераций равно k_{iter}). В течение каждого периода агенты обмениваются информацией.

Капиталы агентов в модели измерялись в условных единицах. Величины k_i , характеризующие эффективность производителей, исходно (в начале расчета) были случайными, равномерно распределенными в интервале $[0, 1]$ (кроме модели с «открытой» монополией). Начальные капиталы инвесторов и

производителей исходно были случайными, они были равномерно распределены в интервале $[0, 1]$.

Перечислим основные входные параметры модели: 1) число независимых расчетов, по которым проводится усреднение N_{runs} ; 2) общее число периодов N_T ; 3) число итераций в каждом периоде k_{iter} ; 4) минимальные пороги капиталов производителей и инвесторов Th_{min_pro} , Th_{min_inv} ; 5) максимальные пороги капиталов производителей и инвесторов Th_{max_pro} , Th_{max_inv} ; 6) начальное количество производителей и инвесторов M_0 , N_0 ; 7) максимальное количество производителей и инвесторов в каждом периоде M_{max} , N_{max} ; 8) количество производителей, в которых делается капиталовложение m ; 9) доля выплат из полученной производителями прибыли инвесторам k_{repay} ; 10) параметр функции $F(x)$, определяющей величину прибыли, a ; 11) порог линейно-пороговой функции $F(x)$ Th ; 12) коэффициент амортизации для производителей k_{amr} ; 13) коэффициент инфляции для инвесторов k_{inf} ; 14) f – вид функции прибыли (1 – линейно-пороговая, 2 - нелинейная); 15) Δk – характерная величина вариации коэффициента эффективности для производителя; 16) d_{test} , d_{untest} – положительные параметры, определяющие степень доверия инвестора к производителю.

Алгоритм ввода начальных данных и инициализации агентов представлен ниже (Алгоритм А1) .

Алгоритм А1. Ввод начальных данных

Initialization: $N_T, M_0, N_0, f, m, a, k_{iter}, Th_{min_inv}, Th_{min_pro}, Th_{max_inv}, Th_{max_pro}, N_{max}, M_{max}, k_{amr}, k_{inf}, k_{repay}, Th, \Delta k, d_{test}, d_{untest}$;

Output: N – агентов-инвесторов, M – агентов-производителей

1: **for all** $agent-investor \in N^*$:
 $initialization\ number, K_{inv}, active, d$

2: **for all** $agent-producer \in M^*$:
 $initialization\ number, K_{pro}, active, k$

В начале каждого периода T отдельный инвестор делает капиталовложения в производителей. В конце периода производитель возвращает каждому инвестору капитал, вложенный инвестором, а также распределяет часть полученной им прибыли между инвесторами пропорционально их капиталовложениям, при этом определенная доля прибыли остается у производителя. В конце периода T каждый инвестор принимает решение: какой капитал вложить в того или иного производителя в следующий период. Для того, чтобы принять решение с учетом намерений других инвесторов организуется *итеративный процесс*.

Считаем, что перед началом периода T i -й производитель имеет собственный исходный капитал C_{i0} . К капиталу каждого производителя добавляются капиталовложения от инвесторов. Будем полагать, что производитель вкладывает в производство весь имеющийся у него в начале периода T капитал C_i :

$$C_i = C_{i0} + \sum_{j=1}^N C_{ij}, \quad (1)$$

где C_{i0} – собственный капитал производителя, C_{ij} – капитал, вложенный j -м инвестором в i -го производителя в начале периода. Считаем, что зависимость прибыли производителя от его текущего капитала определяется по формуле: $P_i(C_i) = k_i F(C_i)$, где функция F одинакова для всех производителей, а коэффициент k_i характеризует эффективность производства i -го производителя. В работе исследовалось поведение системы для различных функций прибыли. Основное моделирование проведено для линейно-пороговой функции (2) и нелинейной функции (3). Линейно-пороговая функция представлена в виде:

$$F(x) = \begin{cases} ax, & \text{если } ax \leq Th \\ Th, & \text{если } ax > Th \end{cases}, \quad (2)$$

где a – положительный параметр, Th – порог функции $F(x)$. Нелинейная функция имеет вид:

$$F(x) = \frac{x^2}{x^2 + a^2}, \quad (3)$$

где a – положительный параметр ($a \geq 1$).

В конце периода T производитель возвращает инвесторам вложенный ими капитал. Кроме того, производитель выплачивает инвесторам часть полученной им прибыли. Причем j -му инвестору отдается часть прибыли, пропорциональная сделанному им капиталовложению в данного производителя:

$$P_{inv\ ij} = k_{repay} P_i(C_i) \frac{C_{ij}}{\sum_{l=1}^N C_{il}}, \quad (4)$$

где C_i – текущий капитал (в начале периода) i -го производителя, k_{repay} – параметр, характеризующий долю прибыли, которая выплачивается инвесторам, $0 < k_{repay} < 1$. Сам производитель получит остальную часть своей прибыли P_i , равную:

$$P_{proi} = P_i(C_i) - \sum_{j=1}^N P_{inv\ ij}. \quad (5)$$

§2.2.2. Схема итеративного процесса принятия решений автономными агентами

Алгоритм формирования итеративных оценок представлен ниже (Алгоритм A2.1).

Итеративный процесс, в течение которого определяются капиталовложения инвесторов в производителей, состоит в следующем. *На первой итерации* производители сообщают инвесторам какой капитал у них имеется в данный момент времени (шаги 13 – 15). При этом на первой итерации не учитываются капиталовложения других инвесторов в производителей. Далее инвесторы оценивают величины A_{ij} , характеризующие прибыль, ожидаемую от i -го производителя в течение нового периода T (шаги 19 – 27). Эти величины A_{ij} равны:

$$A_{ij} = d_{ij} P_{inv\ ij} = d_{ij} k_{repay} k_i F(C'_{i0}) \frac{C_{ij}}{\sum_{l=1}^N C_{il}}, \quad (6)$$

где d_{ij} – текущая степень доверия j -го инвестора к i -му производителю, C_{il} – капитал, вложенный l -м инвестором в i -го производителя, C'_{i0} – предполагаемый исходный капитал i -го производителя в начале следующего периода (пока без учета капиталовложений инвесторов), k_{repay} – доля выплат инвесторам. Текущая степень доверия d_{ij} равна d_{test} либо d_{untest} , $d_{test} > d_{untest}$. Положительные параметры d_{test} , d_{untest} определяют степень доверия инвестора к производителю, то есть полагается, что степени доверия инвестора к проверенному и непроверенному производителю равны d_{test} и d_{untest} , соответственно. Эти параметры учитывают то, что инвестор предпочитает проверенных им производителей. При компьютерном моделировании полагалось $d_{test} = 1$, $d_{untest} = 0.5$.

Алгоритм А2.1. Итеративный процесс. Расчет итеративных оценок

```

// расчет прибыли производителя
3: function  $F(C', f)$ :
    Input:  $C'$  – текущий капитал производителя,
             $f$  – вид функции прибыли (1 – линейно-пороговая, 2 – нелинейная)
    Output:  $F_{out}$  – прибыль производителя

4:      $F_{out} = 0$ 
5:     case  $f$  of:
6:         1: if  $a \cdot C' < Th$  then  $F_{out} = a \cdot C'$  else  $F_{out} = Th$ 
7:         2:  $F_{out} = C'^2 / (C'^2 + a^2)$ 
8:     end
9:     return  $F_{out}$ 
10: end

// начало итераций
11:  $i_{time} = 0$ 
12: while  $i_{time} \leq k_{iter}$ :
    // агенты-производители сообщают размеры своих капиталов
    // для первой итерации – собственный капитал производителя, для второй и последующих
    // итераций – с учетом капиталовложений других инвесторов
13:     for all  $i \in M^*$ :
14:         if  $i_{time} = 1$  then  $C_{0,i}^{i_{time}} = K_{pro,i}$ 
15:         else  $C_{0,i}^{i_{time}} = C_{0,i}^{i_{time}-1}$ 
16:     for all  $i \in M^*$ :
17:         for all  $j \in N^*$ :
18:              $A_{i,j} = 0$ 
    // агенты-инвесторы рассчитывают оценки;

```

```

// на первой итерации без капиталовложений других агентов - инвесторов
// на второй и последующих итерациях с учетом действий других агентов-инвесторов
19:   for all  $i \in M^*$ :
20:     for all  $j \in N^*$ :
21:       if  $i_{time} = 1$  then
22:          $A_{i,j} = d_{i,j} \cdot k_{repay} \cdot k_i \cdot F(C_{0,i}^{i_{time}}, f)$ 
23:       else
24:          $sum = 0$ 
25:         for all  $l \in N^*$ :
26:            $sum = sum + C_{i,l}$ 
27:          $A_{i,j} = d_{i,j} \cdot k_{repay} \cdot k_i \cdot F(C_{0,i}^{i_{time}}, f) \cdot C_{i,j} / sum$ 

```

Затем j -й инвестор *формирует намерение* распределить весь свой капитал $K_{inv,j}$ по m производителям, пропорционально полученным оценкам A_{ij} . Алгоритм формирования намерений (7) представлен ниже (Алгоритм А2.2). Капиталовложение j -го инвестора в i -го производителя C_{ij} будет равно:

$$C_{ij} = K_{inv,j} \frac{A_{ij}}{\sum_{l=1}^m A_{lj}}, \quad (7)$$

Для невыбранных производителей формально полагалось $A_{ij} = 0$ (шаги 28 – 42).

На второй итерации каждый инвестор оповещает тех производителей, которых он выбрал для инвестиций, о величине капитала, который он намеревается вложить в каждого из производителей (шаги 50 – 55).

На основе этих данных производители оценивают свой *новый исходный капитал* C'_{i0} , который они ожидают после получения капитала от всех

инвесторов, то есть у производителя формируется оценка суммы $\sum_{l=1}^N C_{il}$ и новая

оценка своего капитала в соответствии с выражением (1) (шаг 56).

Затем производители сообщают инвесторам свои новые капиталы C'_{i0} (уже с учетом намерений других инвесторов, то есть с учетом суммы $\sum_{l=1}^N C_{il}$). Инвесторы

делают оценки ожидаемой прибыли согласно выражению (6), в котором уже учитывается сумма намеченных капиталовложений всех инвесторов $\sum_{l=1}^N C_{il}$. Далее

каждый инвестор формирует новое намерение распределить свой капитал пропорционально *новым полученным оценкам* A_{ij} согласно выражению (7). Инвесторы сообщают производителям новые намеченные величины капиталовложений.

Делается достаточно большое число таких итераций, после чего итерации заканчиваются, и каждый инвестор принимает окончательное решение, какие вложения сделать на следующий период T . Окончательные капиталовложения равны величинам C_{ij} , полученным инвесторами на последней итерации.

Алгоритм А2.2. Итеративный процесс. Определение размера капиталовложений

```

//отбор  $m$  лучших производителей согласно оценкам
28:   for all  $j \in N^*$ :
29:      $i_1 = 0$ 
30:     for all  $i \in M^*$ :  $indexA_{i,j} = 0$ 
31:     while ( $i_1 < m$ ):
32:        $best_A = -100$ 
33:       for all  $i \in M^*$ :
34:         if ( $indexA_{i,j} = 0$ ):
35:           if ( $A_{i,j} > best_A$ ):
36:              $best_A = A_{i,j}$ 
37:              $ibest = i$ 
38:            $indexA_{ibest,j} = 1$ 
39:          $i_1 := i_1 + 1$ 
//оценки невыбранных производителей равны нулю
40:   for all  $j \in N^*$ :
41:     for all  $i \in M^*$ :
42:       if ( $indexA_{i,j} == 0$ ) then  $A_{i,j} = 0$ 
// распределение капитала инвесторов между  $m$  производителями пропорционально оценкам
43:   for all  $j \in N^*$ :
44:      $ss_j = 0$ 
45:     for all  $i \in M^*$ :  $ss_j = ss_j + A_{i,j}$ 
46:   for all  $j \in N^*$ :
47:     for all  $i \in M^*$ :  $ss_j$ 
48:       if  $ss_j \geq 0$  then
49:          $C_{i,j} = K_{inv,j} \cdot A_{i,j} / ss_j$ 
// инвесторы делятся информацией о предполагаемых капиталовложениях с производителями
50:   for all  $agent-intention \in N^*$ :
51:      $agent-intention_{i,j} = C_{i,j}$ 
52:   for all  $i \in M^*$ :
53:      $s = 0$ 
54:   for all  $j \in N^*$ :
```

55: $s = s + \text{agent-intention}_{i,j}$

56: $C_{0,i}^{time} = K_{pro\ i} + s$

// конец итеративного процесса

Для более четкого представления характера взаимодействий агентов на рис. 3 представлена схема взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей в течение одного периода.

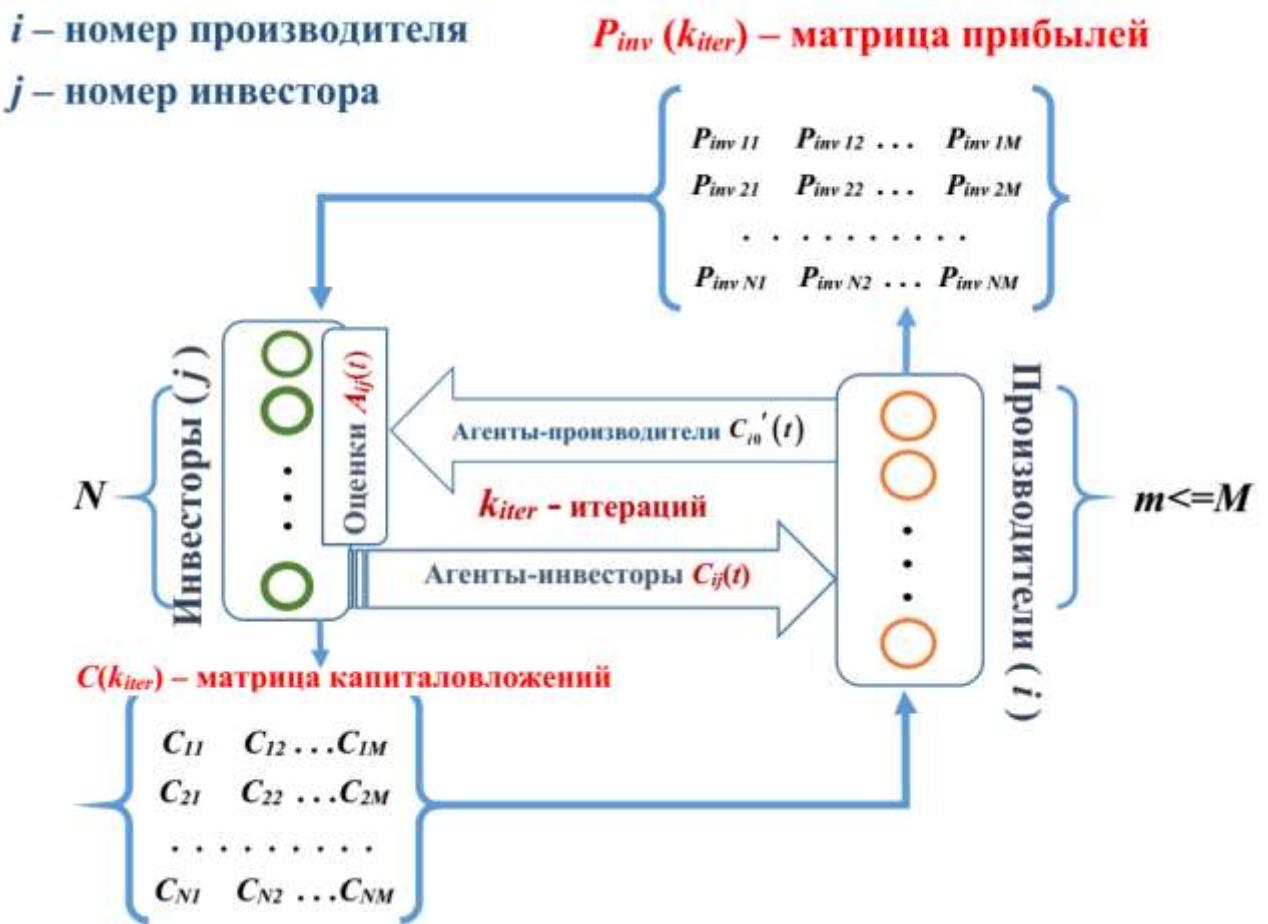


Рис. 3. Взаимодействие агентов-инвесторов и агентов-производителей в течение одного периода

После окончания итеративного процесса производители получают капиталовложения от инвесторов и делают вклады в собственное производство. Затем реализуется процесс получения прибыли производителями и распределение части прибыли между инвесторами. Данный алгоритм представлен ниже (Алгоритм А3).

Алгоритм А3. Распределение прибыли между агентами

// расчет прибыли производителей в конце текущего периода T

57: **for all** $i \in M^*$:

58: $P_{pro\ i} = k_i \cdot F(C_{i,0}^{t_{max}}, f)$

// агенты-производители рассчитывают прибыли инвесторов

59: **for all** $i \in M^*$:

60: $s = 0$

61: **for all** $j \in N^*$:

62: $s = s + C_{i,j}$

63: **for all** $j \in N^*$:

64: $proportion = 0$

65: **if** $s > 0$ **then** $proportion = C_{i,j} / s$

66: $P_{inv\ i,j} = k_{repay} \cdot P_{pro\ i} \cdot proportion$

// получение прибыли агентами-инвесторами

67: **for all** $j \in N^*$:

68: **for all** $i \in M^*$:

69: $K_{inv\ j} = K_{inv\ j} + P_{inv\ i,j}$

70: $P_{pro\ i} = P_{pro\ i} - P_{inv\ i,j}$

// увеличение собственного капитала производителя

71: **for all** $i \in M^*$:

72: $K_{pro\ i} = K_{pro\ i} + P_{pro\ i}$

Алгоритм обновления капиталов агентов с учетом инфляции и амортизации и удаления неэффективных агентов (Алгоритм А4) и алгоритм деления агентов (Алгоритм А5) в конце каждого периода T представлены ниже. Капитал каждого производителя пересчитывается с учетом амортизации (например, это может быть амортизация оборудования производителя) $K_{pro}(T+1) = k_{amr}K_{pro}(T)$, где k_{amr} – коэффициент амортизации ($0 < k_{amr} \leq 1$) (шаг 77). Аналогично учитываются расходы инвесторов (для удобства соответствующие величины будем называть коэффициентами инфляции) и пересчитывается капитал каждого инвестора $K_{inv}(T+1) = k_{inf}K_{inv}(T)$, где k_{inf} – коэффициент инфляции ($0 < k_{inf} \leq 1$) (шаг 81).

Если капитал инвестора или производителя в конце периода становится больше определенного порога Th_{max_inv} или Th_{max_pro} , и численность агентов в сообществе меньше максимально возможной, то такой инвестор или производитель может делиться (шаги 85 – 94 для инвесторов, 96 – 104 для производителей). При делении производителя или инвестора «родитель» отдавал

половину своего капитала «потомку». Производитель-«родитель» передает по наследству свою эффективность k_i . Инвестор-«потомок» наследует факторы доверия d_{ij} инвестора-«родителя». Фактор доверия d_{ij} к «потомку» производителя устанавливался равным начальному 0.5, так как капиталовложений в него еще не было.

Если капитал инвестора или производителя становится меньше определенного малого порога Th_{min_inv} или Th_{min_pro} , то такой инвестор или производитель погибает (шаги 78 – 79 для производителей, 83 – 84 для инвесторов). При этом возможно уменьшение численности инвесторов и/или производителей и даже разрушение всей экономической системы.

Алгоритм А4. Обновление параметров. Учет инфляции и амортизации

```

// если в производителя было осуществлено капиталовложение, то степень доверия к нему увеличивается
73: for all  $i \in M^*$ :
74:   for all  $j \in N^*$ :
75:     if  $C_{i,j} > 0$  then  $d_{i,j} = 1$ 

// пересчет капиталов агентов-производителей с учетом амортизации и удаление неэффективных производителей
// варьирование коэффициента эффективности
76: for all  $i \in M^*$ :
77:    $K_{pro\ i} = k_{amr} \cdot K_{pro\ i}$ 
78:   if  $K_{pro\ i} < Th_{min\_pro}$  then
79:     delete( $K_{pro\ i}$ )

// пересчет капиталов агентов-инвесторов с учетом инфляции и удаление неэффективных инвесторов
80: for all  $j \in N^*$ :
81:    $K_{inv\ j} = k_{inf} \cdot K_{inv\ j}$ 
82:    $k_i = k_i + \Delta k \cdot (2 \cdot \text{random} - 1)$ 
83:   if  $K_{inv\ j} < Th_{min\_inv}$  then
84:     delete( $K_{inv\ j}$ )

```

Алгоритм А5. Деление агентов

```

// деление агентов-инвесторов, возможно, если капитал агента-инвестора стал выше порога и количество инвесторов
// меньше, чем  $N_{max}$ 
85: for all  $j \in N^*$ :
86:   if ( $K_{inv\ j} > Th_{max\_inv}$ ) and ( $N < N_{max}$ ) then
87:      $K_{inv\ N+1} = K_{inv\ j} / 2$ 
88:      $K_{inv\ j} = K_{inv\ j} / 2$ 
89:      $number = N + 1$ 
90:      $active_j = \text{true}$ 
91:   for all  $i \in M^*$ :

```

93: $d_{i,N+1} = d_{i,j}$

94: $N = N + 1$

// деление агентов-производителей, возможно, если капитал агента-производителя стал выше порога и // количество производителей меньше, чем M_{max}

96: **for all** $i \in M^*$:

97: **if** ($K_{pro\ i} > Th_{max_pro}$) and ($M < M_{max}$) **then**

98: $K_{pro\ M+1} = K_{pro\ i} / 2$

99: $K_{pro\ i} = K_{pro\ i} / 2$

100: $number = M + 1$

101: $active_i = \text{true}$

102: **for all** $j \in N^*$:

103: $d_{M+1,j} = d_0$

104: $M = M + 1$

// конец цикла по периодам

Общая блок-схема алгоритма взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей для базовой модели прозрачной экономической системы представлена на рис. 4.

Следует отметить, что согласно описанной схеме поведения каждый агент-инвестор пытается получить наибольшую выгоду для себя, а не для всего сообщества. Несмотря на такую ограниченную рациональность агентов-инвесторов, для сообщества в целом такое поведение также может быть выгодно, что будет показано при компьютерном моделировании.

В следующих разделах будут представлены результаты компьютерных экспериментов, проведенных для базовой модели для двух различных функций прибыли: 1) линейно-пороговой функции и 2) нелинейной функции.





Рис. 4. Блок-схема алгоритма взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей для базовой модели прозрачной экономической системы

§2.2.3. Результаты моделирования для линейно-пороговой функции прибыли

Важный вопрос, который возникает при моделировании – сходимость итеративного процесса. Была проверена зависимость конечного суммарного капитала производителей и инвесторов от числа итераций в каждом периоде. Результаты в идеальной среде (без инфляции и амортизации), представлены на рис. 5. Данные усреднены по 100 различным расчетам.

Параметры моделирования были следующие: $N_{runs} = 100$; $N_T = 100$; $k_{iter} = 10$; $Th_{min_pro} = 0.01$, $Th_{min_inv} = 0.01$, $Th_{max_pro} = 1.0$, $Th_{max_inv} = 1.0$, $M_0 = 50$, $N_0 = 50$; $M_{max} = N_{max} = 100$; $m = 100$; $k_{repay} = 0.5$ или 0.6 ; $a = 0.1$; $Th = 1$.

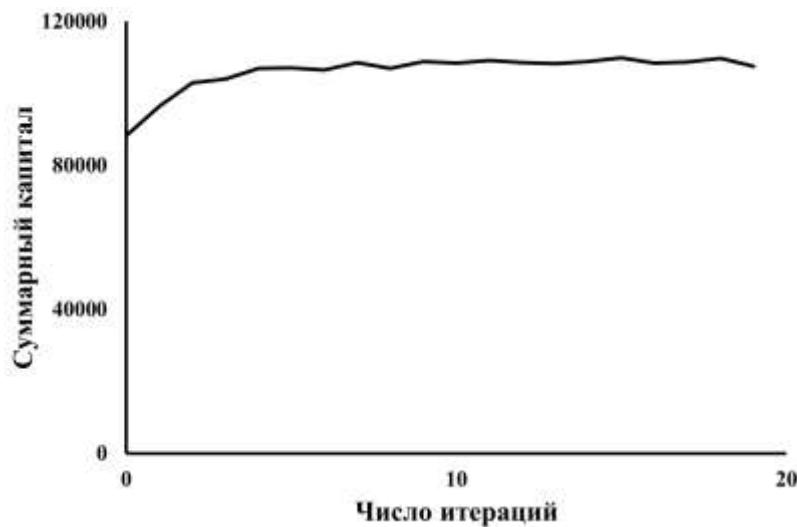


Рис. 5. Зависимость суммарного капитала производителей и инвесторов от числа итераций. Без инфляции и амортизации $k_{amr} = k_{inf} = 1.0$, $k_{repay} = 0.5$, $T = 100$

Видно, что итеративный процесс сходится достаточно быстро. При сравнении результатов моделирования, при $k_{iter} = 1$ и $k_{iter} = 10$, получаем, что наличие итераций приводит к увеличению суммарного капитала инвесторов на 23%. С учетом данной проверки количество итераций k_{iter} для линейно-пороговой функции выбиралось равным 10 или 20.

Была также проведена проверка сходимости для случая, когда количество производителей и инвесторов постоянно, то есть $M_0 = N_0 = M_{max} = N_{max} = 100$. Результаты представлены на рис. 6.



Рис. 6. Зависимость суммарного капитала производителей и инвесторов от числа итераций. Без инфляции и амортизации $k_{amr} = k_{inf} = 1.0$, $k_{repay} = 0.5$, $T = 100$, $M_0 = N_0 = M_{max} = N_{max} = 100$

Выше были представлены результаты моделирования для суммарного капитала большого сообщества ($M = 100$ и $N = 100$). Рассмотрим процесс итераций более подробно для меньшего количества агентов. Проводилось моделирование для следующих параметров: $N_T = 2$; $k_{iter} = 20$; $Th_{min_pro} = 0.01$, $Th_{min_inv} = 0.01$, $Th_{max_pro} = 1.0$, $Th_{max_inv} = 1.0$, $M_0 = 10$, $N_0 = 10$; $M_{max} = N_{max} = 10$; $m = 10$; $k_{repay} = 0.5$; $a = 0.1$; $Th = 1$. Рис. 7 демонстрирует сходимость итеративного процесса для отдельно взятого инвестора (первого). Представлено, как меняется размер капиталовложения первого инвестора в зависимости от номера итерации. Для других инвесторов получаются аналогичные результаты. Видно, что итеративный процесс сходится достаточно быстро.

Была проверена сходимость для различных начальных распределений капитала, в частности, дополнительно проверялись следующие два случая: 1) на первой итерации инвестор распределяет свой капитал поровну между производителями, 2) при начальном распределении учитывается только эффективность производителя. Отметим, что в базовой модели в начальном распределении учитываются эффективность и размер капитала производителя (рис. 7).

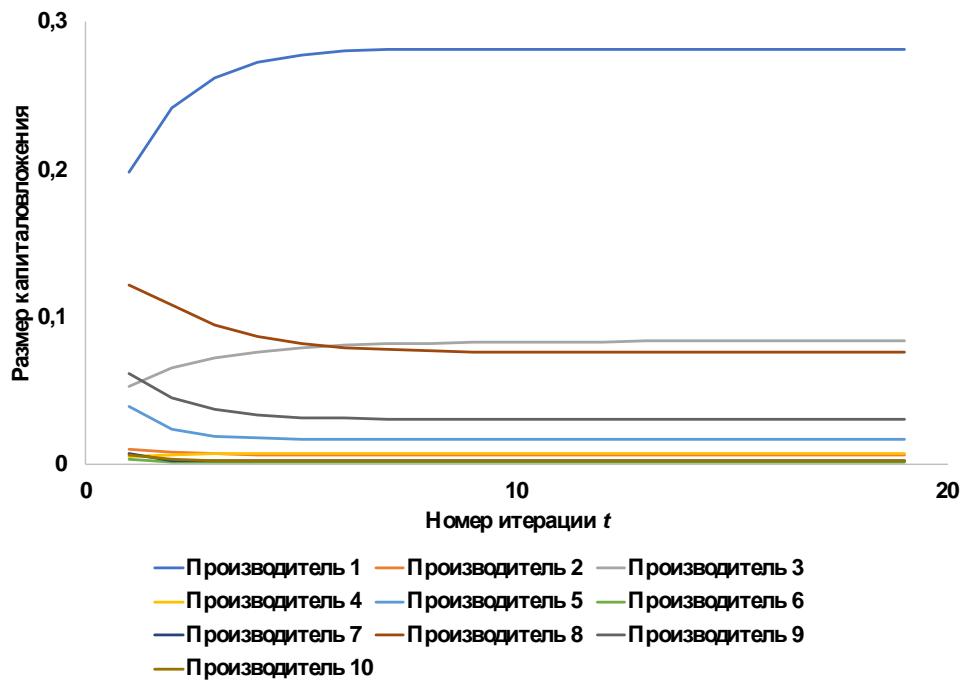


Рис. 7. Итеративный процесс для первого инвестора в периоде $T = 1$, с начальным распределением капитала по формуле (6')

Результаты для дополнительных случаев представлены на рис. 8 и 9. Видно, что конечное распределение сходится к одному и тому же решению. Но при этом нельзя утверждать, что это единственное возможное распределение. Например, если при начальном распределении капитала, инвестор делает капиталовложения только в одного производителя, итеративный процесс не будет осуществляться, так как инвестор останется в начальной точке. Такие случаи в нашей модели не рассматриваются. В ряде экспериментов, в частности, для нелинейной функции прибыли на периодах T , когда есть производители, которые достигли порога своей прибыли и есть те, которые имеют потенциал роста, распределение капиталовложения инвестора могло зависеть от распределения капитала на первой итерации. Общий вывод, который, по-видимому, можно сделать: результат итеративного процесса зависит от *начального распределения капитала инвестора* на периодах T , в которых есть производители, достигшие порога и производители, находящиеся в фазе роста, и *не зависят от начальных условий*, если капиталы всех производителей не достигли порога. Подчеркнем, что для всех проведенных контрольных расчетов итеративный процесс сходился. Характерное время сходимости составляет 10-20 итераций.

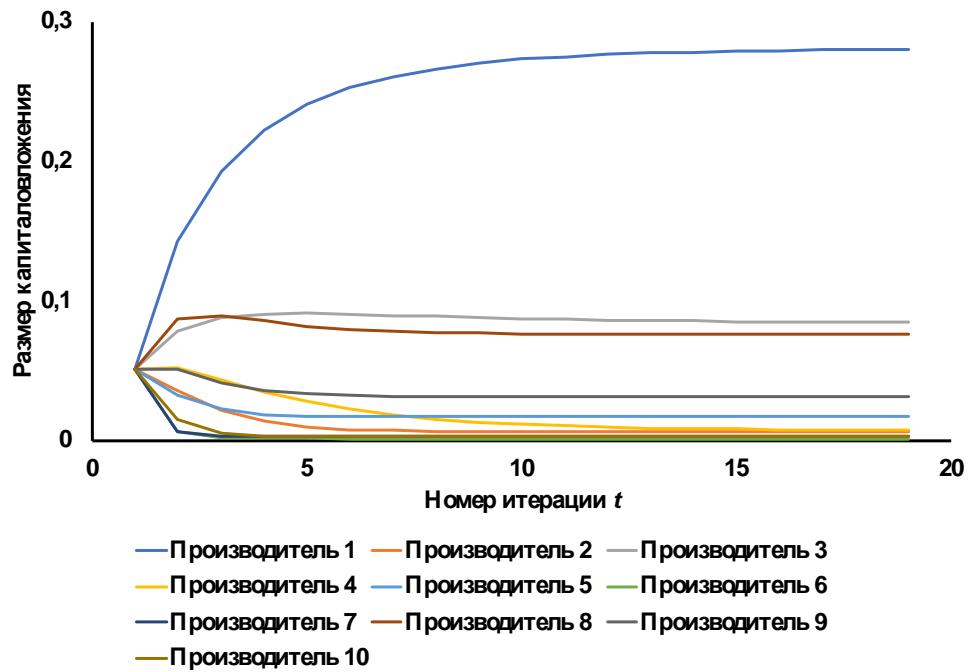


Рис. 8. Итеративный процесс для первого инвестора в периоде $T = 1$. На первой итерации капитал распределяется поровну между всеми производителями

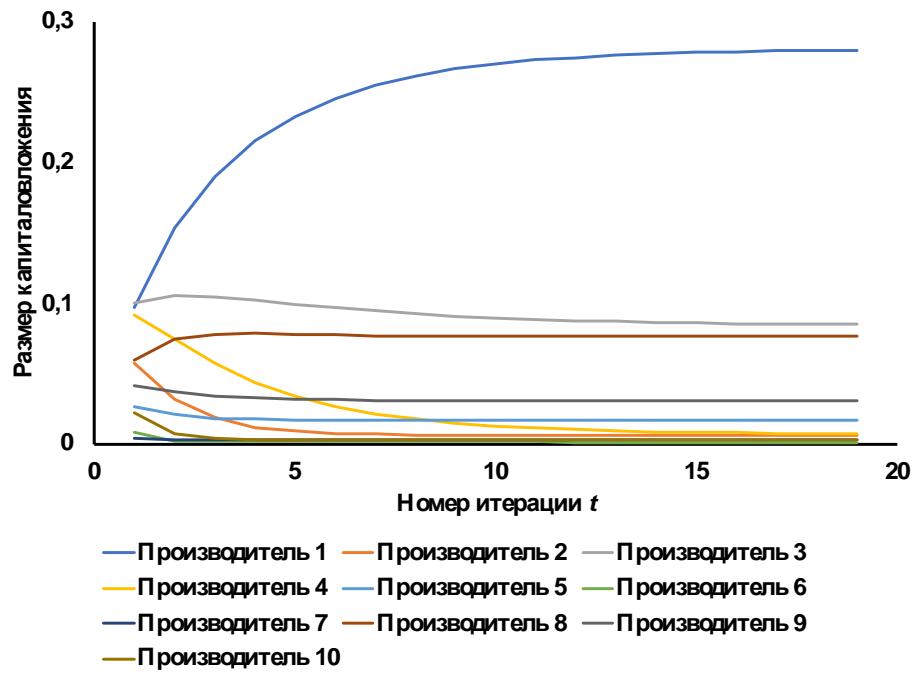


Рис. 9. Итеративный процесс для первого инвестора в периоде $T = 1$. На первой итерации капитал распределяется согласно эффективностям производителей

Следующий вопрос, который был рассмотрен: как изменяется средний коэффициент эффективности сообщества производителей. Результаты, представленные на рис. 10, демонстрируют динамику среднего коэффициента

эффективности производителей для двух случаев: 1) без амортизации и инфляции ($k_{amr} = k_{inf} = 1.0$, $k_{repay} = 0.5$) и 2) с амортизацией и инфляцией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$, $k_{repay} = 0.6$).

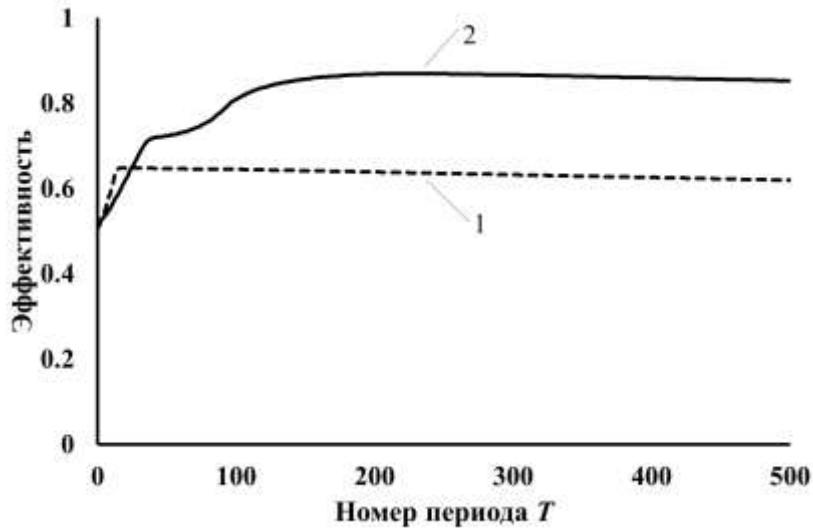
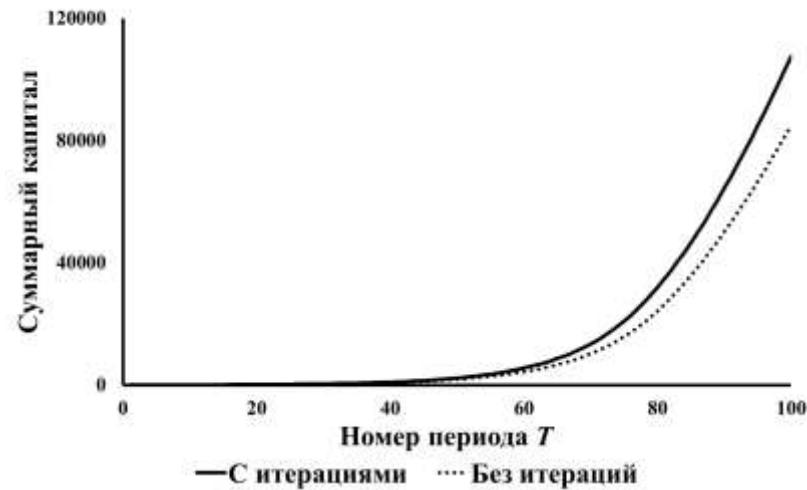


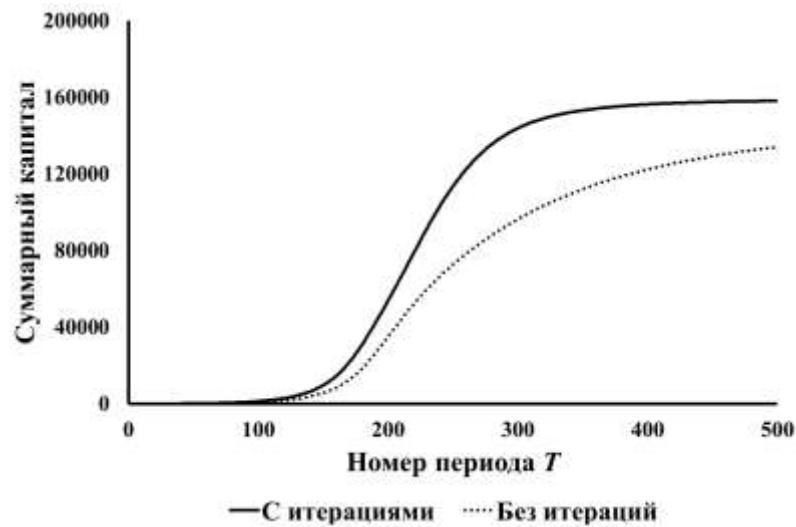
Рис. 10. Динамика среднего коэффициента эффективности производителей для двух случаев: 1) без амортизации и инфляции ($k_{amr} = k_{inf} = 1.0$, $k_{repay} = 0.5$) и 2) с амортизацией и инфляцией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$, $k_{repay} = 0.6$)

Видно, что, когда амортизации нет, увеличение эффективности небольшое, если же присутствует амортизация, то эффективность значительно выше. Причиной этого является то, что численность агентов в сообществах ограничена сверху, новые производители и инвесторы могут появиться только в том случае, если порог численности не достигнут. Поэтому, когда присутствует амортизация, менее эффективные производители прекращают свою деятельность, так как не могут справиться с амортизацией и инфляцией. При этом появляется возможность деления для более эффективных производителей, они в свою очередь передают потомкам свою эффективность, и общая средняя эффективность сообщества производителей увеличивается. Несущественное уменьшение средней эффективности сообщества производителей при моделировании без амортизации и инфляции (см. рис. 10, линия 1) связано с вариацией коэффициента эффективности при переходе от периода к периоду. Характерная величина случайной вариации коэффициентов k_i : $\Delta k = 0.01$.

Перейдем к следующему важному результату. Для того чтобы показать, что инвесторы успешнее, если взаимодействуют с другими инвесторами (то есть, если они используют итеративные оценки для определения размера своих капиталовложений), для типичных параметров были проведены расчеты с итеративными оценками ($k_{iter} = 10$) и без них ($k_{iter} = 1$). Рассмотрим два случая: 1) без инфляции и амортизации; 2) с инфляцией и амортизацией. На рис. 11 (а, б) представлены результаты моделирования. Результаты усреднены по 100 различным расчетам. Причем при амортизации и инфляции влияние итеративных оценок значительнее.



а) Без инфляции и амортизации ($k_{amr} = k_{inf} = 1.0$, $k_{repay} = 0.5$)



б) С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$, $k_{repay} = 0.6$)

Рис. 11. Роль итеративных оценок. Зависимость суммарного капитала производителей и инвесторов от времени

Для того чтобы четко показать, как работают итерации, рассмотрим результаты для случая двух производителей с линейно-пороговой функцией прибыли. Пусть количество инвесторов $N_0 = 50$. Положим, что капиталы производителей одинаковы и равны 0.25 единицам. А эффективности производства первого и второго производителей равны 0.5 и 0.9 соответственно. Пусть первый производитель проверенный и коэффициент доверия к нему равен $d = 1$, а второй в начале расчета еще «непроверенный» и $d = 0.5$. Начальные капиталы инвесторов задаются случайно, они равномерно распределены в интервале $[0, 1]$. На рис. 12 представлены результаты моделирования для инвестора с номером один. Поясним полученные результаты. При $T = 1$, когда более эффективный производитель еще не проверен, инвестор от итерации к итерации увеличивает капиталовложение в проверенного производителя, несмотря на то, что его эффективность меньше (рис. 12 a). В следующем периоде $T = 2$ инвестор выделяет второго (уже проверенного) более эффективного производителя, а капиталовложение в первого производителя от итерации к итерации уменьшается (рис. 12 b). Далее, в следующих периодах инвестор почти весь капитал вкладывает во второго, более эффективного производителя (рис. 12 c). Такой выбор инвестор делает до тех пор, пока функция прибыли (2) для второго производителя не достигнет предела ($Th = 100$). После этого инвестор начинает делать капиталовложения в первого производителя, при этом от итерации к итерации он увеличивает капиталовложение в первого производителя, уменьшая при этом капиталовложение во второго (рис. 12 g).

Видно, что сначала оценка второго производителя была достаточно высокой, так как инвестор на первой итерации решил выделить большую часть капитала второму производителю. Но с течением итераций ситуация меняется и часть капитала инвестор вкладывает в первого производителя. То есть инвесторам выгодно делать капиталовложения в производителей с перспективой: в тех производителей, прибыль которых будет расти с ростом их капитала. При этом важную роль играют итерации.

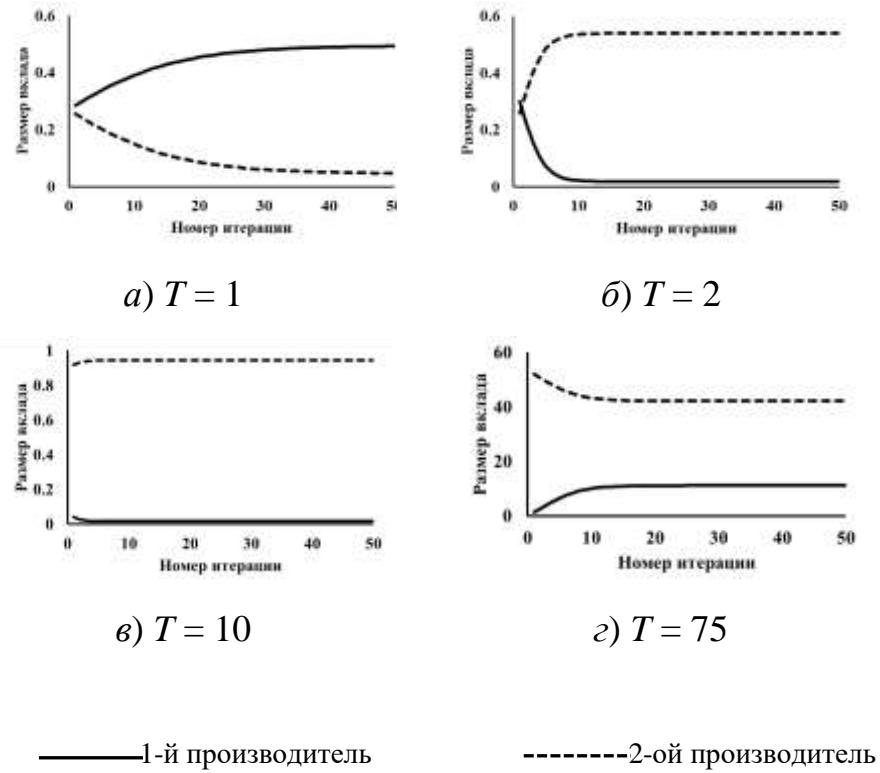


Рис. 12. Зависимость распределения капиталовложений первого инвестора от номера итерации и от номера периода T

§2.2.4. Результаты численных расчетов для нелинейной функции прибыли

Рассмотрим и проанализируем теперь результаты компьютерных экспериментов для нелинейной функции прибыли (3). Аналогично линейно-пороговой функции, проверим сначала сходимость итеративного процесса для нелинейной функции прибыли.

Параметры моделирования были следующие: $N_T = 100$ или 250 ; $k_{iter} = 30$; $Th_{max_pro} = 1$ или 3 , $Th_{max_inv} = 1$ или 3 ; $Th_{min_pro} = 0.01$; $Th_{min_inv} = 0.01$; $N_{max} = 100$; $M_{max} = 100$; $N_0 = 50$; $M_0 = 50$; $m = 20$ или 100 ; $k_{repay} = 0.3$; 0.5 или 0.6 ; $\Delta k = 0.01$; $a = 5$.

Для типичных параметров расчетов была проверена зависимость конечного суммарного капитала производителей и инвесторов от числа итераций в каждом периоде. Результаты в идеальной среде, без инфляции и амортизации, представлены на рис. 13. Данные усреднены по 100 различным расчетам.

Рассмотрим теперь, как ведет себя сходимость в случае инфляции и амортизации, равной 5%, при распределении капиталовложений в 20 производителей ($m = 20$). Результаты моделирования представлены на рис. 14. Данные усреднены по 1000 различным расчетам.

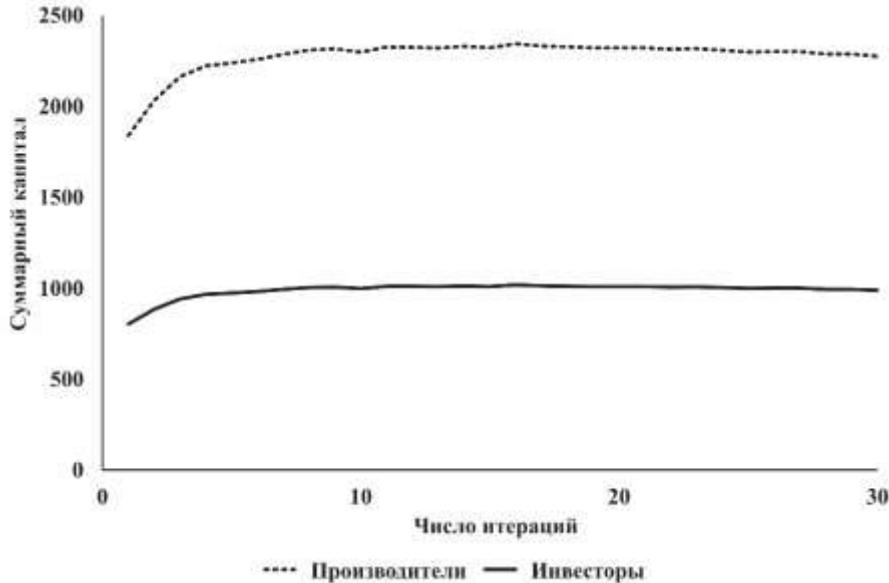


Рис. 13. Зависимость суммарных капиталов производителей и инвесторов от числа итераций ($a = 5$; $k_{amr} = 1$; $k_{inf} = 1$; $m = 100$; $T = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 1$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{repay} = 0.3$)

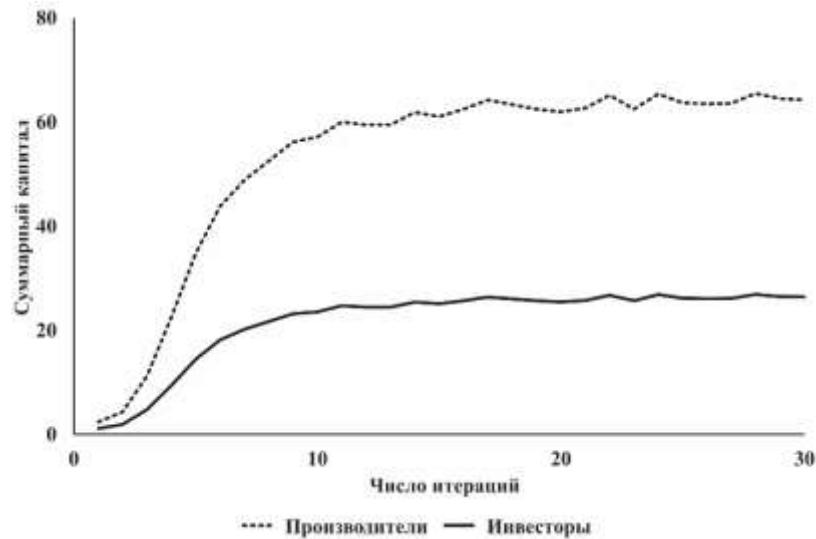


Рис. 14. Зависимость суммарных капиталов производителей и инвесторов от числа итераций ($a = 5$; $k_{amr} = 0.95$; $k_{inf} = 0.95$; $m = 20$; $T = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 1$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{repay} = 0.3$)

Результаты эксперимента показывают, что итеративный процесс сходится и в этом случае. Здесь следует отметить более *значимое влияние* итераций на капиталы производителей и инвесторов.

Положим теперь порог деления производителей и инвесторов $Th_{max} = 3$, а коэффициент выплат $k_{repay} = 0.5$ и проверим сходимость итеративного процесса. Результаты представлены на рис. 15. Данные усреднены по 1000 различным расчетам. Суммарный капитал производителей и инвесторов увеличится при этом на 50%. Так как производители отдают инвесторам ровно половину прибыли ($k_{repay} = 0.5$), то графики зависимостей суммарных капиталов от числа итераций для производителей и инвесторов совпадают.

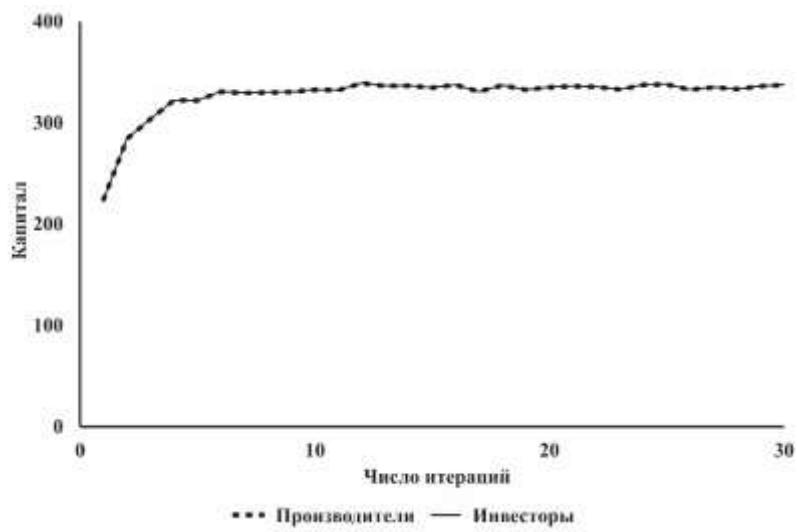
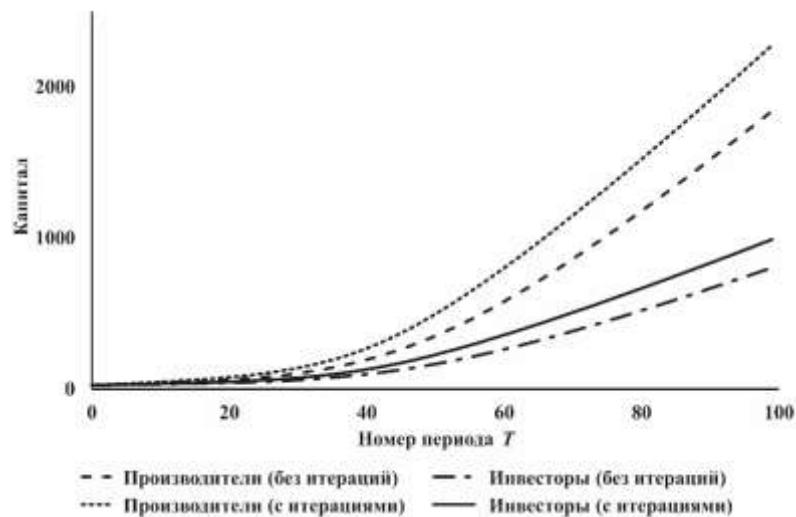


Рис. 15. Зависимость суммарных капиталов производителей и инвесторов от числа итераций. Учитываются инфляция и амортизация, повышен порог деления производителей и инвесторов ($a = 5$; $k_{amr} = 0.95$; $k_{inf} = 0.95$; $m = 100$; $T = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 3$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{repay} = 0.5$)

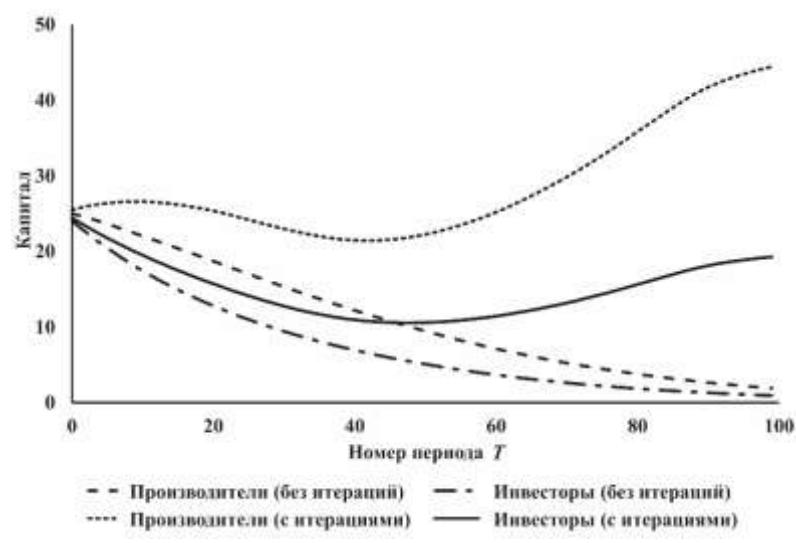
Выше рассматривалась сходимость итеративного процесса в период $T = 100$. При компьютерном моделировании проводились также расчеты для $T = 1, 10, 50$ ($a = 5$; $k_{amr} = 1$; $k_{inf} = 1$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 1$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{repay} = 0.3$). При $T = 1$ или 10 размер прибыли от числа итераций зависит незначительно, увеличение капитала за счет итераций составляет в этом случае 7% для производителей и 3% — для инвесторов. Но с течением времени такая зависимость растет, и при $T = 50$ капиталы производителей и инвесторов

увеличиваются на 12%. При $T = 100$ увеличение капитала за счет итераций составляет 23%.

Проведены были эксперименты аналогичные экспериментам с линейно-пороговой функцией. Эффективность итераций подтверждается результатами численных экспериментов и в случае с нелинейной функцией прибыли. На рис. 16 представлены результаты моделирования. Результаты усреднены по 100 различным расчетам.



a) без инфляции и амортизации ($k_{amr} = 1, k_{inf} = 1$).



б) с инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = 0.95; k_{inf} = 0.95$).

Рис. 16. Роль итеративных оценок. Зависимость суммарного капитала производителей и инвесторов от времени ($a = 5; T = 100; m = 100; Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 1; Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01; k_{repay} = 0.3$)

Видно, что от итеративных оценок зависит как успешность инвесторов, так и успешность производителей. Причем в случае с инфляцией и амортизацией это влияние существенное (рис. 12б), так как, если итерации не проводятся ($k_{iter} = 1$), то капитал производителей и инвесторов уменьшается и сообщество прекращает свое существование.

Таким образом, численные расчеты показали, что итеративный процесс сходится для всех исследованных функций прибыли. Показано, что при использовании итераций инвесторы более эффективно распределяют собственный капитал между производителями.

Роль распределения прибыли между инвесторами и производителями. Также было проанализировано влияние распределения полученной прибыли между производителями и инвесторами, то есть варьировался параметр k_{repay} . Результаты компьютерных экспериментов показали, что в идеальной экономической среде (нет инфляции и амортизации) выгодно выбирать $k_{repay} = 0.4$ или 0.5 . Результат (усредненный по 100 расчетам) представлен на рис. 17. При сильном увеличении доли выплат инвесторам суммарный капитал сообщества начинает сокращаться.

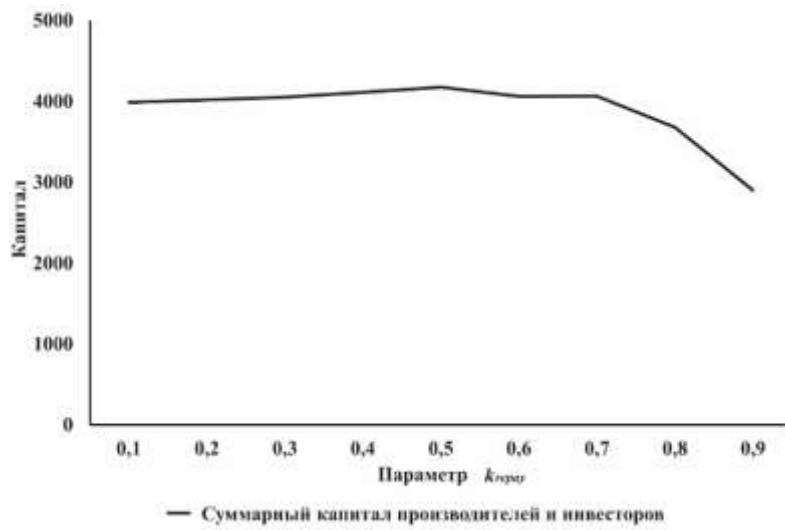


Рис. 17. Зависимость суммарного капитала сообщества от параметра k_{repay} ($a = 5$; $T = 100$; $m = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 3$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{amr} = 1$; $k_{inf} = 1$).

При умеренной инфляции и амортизации влияние параметра k_{repay} , оказывается, более существенным. Сообществу невыгодно отдавать менее 50% и

более 60% прибыли инвесторам. Результаты (усредненные по 100 расчетам) представлены на рис. 18. Расчеты показывают, что, когда доля выплат прибыли инвесторам мала, их суммарный капитал растет очень медленно и становится значительно меньше суммарного капитала производителей. Если же большая часть прибыли отдается инвесторам, то происходит обратная ситуация. Интересен тот факт, что, если производитель отдает 60% прибыли инвесторам, то суммарный капитал сообщества получается выше, чем, если бы производитель отдавал 50%. Иными словами, через инвесторов происходит более выгодное для всего сообщества *перераспределение капитала*.

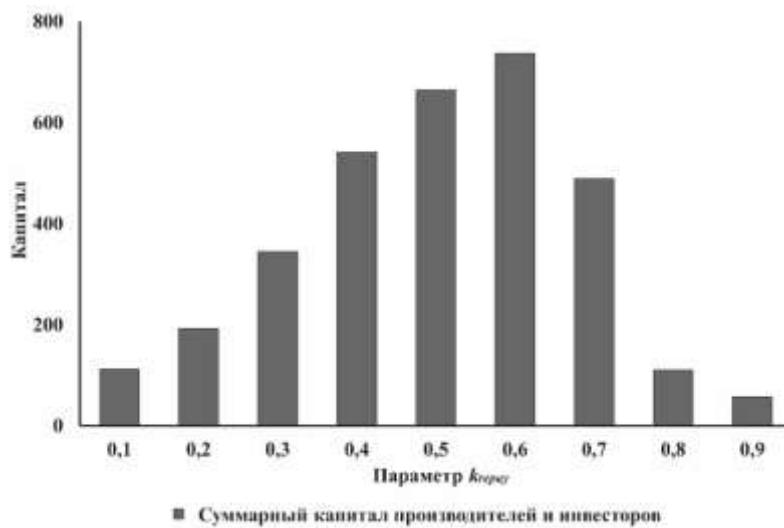


Рис. 18. Зависимость суммарного капитала сообщества от параметра k_{repay} ($a = 5$; $T = 100$; $m = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 3$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.01$; $k_{amr} = 0.95$; $k_{inf} = 0.95$)

Влияние других факторов. Кроме приведенных результатов путем численных расчетов были еще проанализированы следующие аспекты рассматриваемых процессов.

Был проведен анализ влияния числа инвесторов, которые делают капиталовложения, на результативность итераций. Например, при количестве производителей, равном двум, варьировалось количество инвесторов. Результаты представлены на рис. 19.

Сравнение этих расчетов показало, что максимальный эффект от итераций для двух производителей достигается при количестве инвесторов равном от 30 до 50 и составляет $\approx 18\%$.

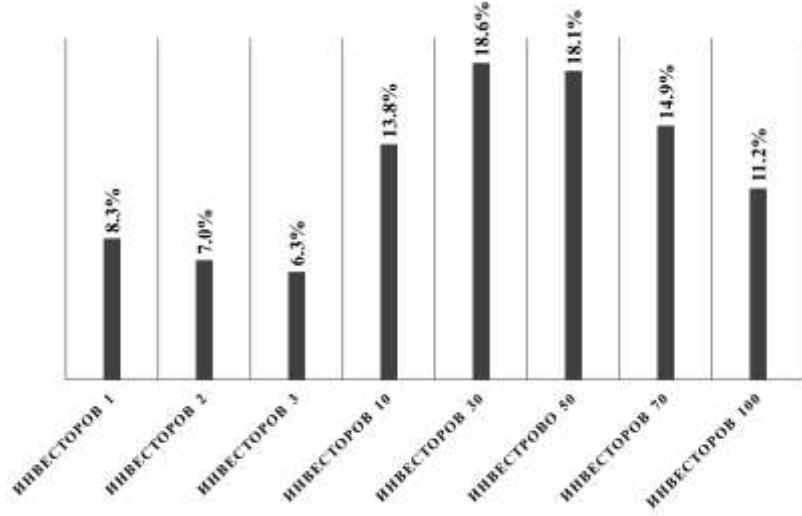
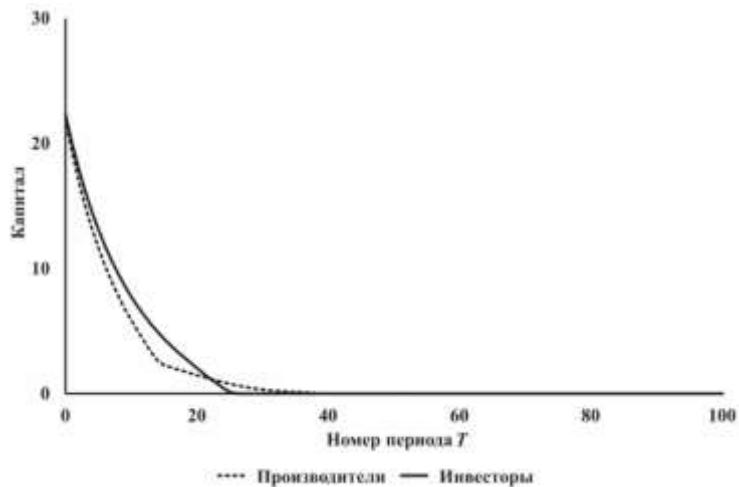


Рис. 19. Результативность итераций в зависимости от количества инвесторов в модели

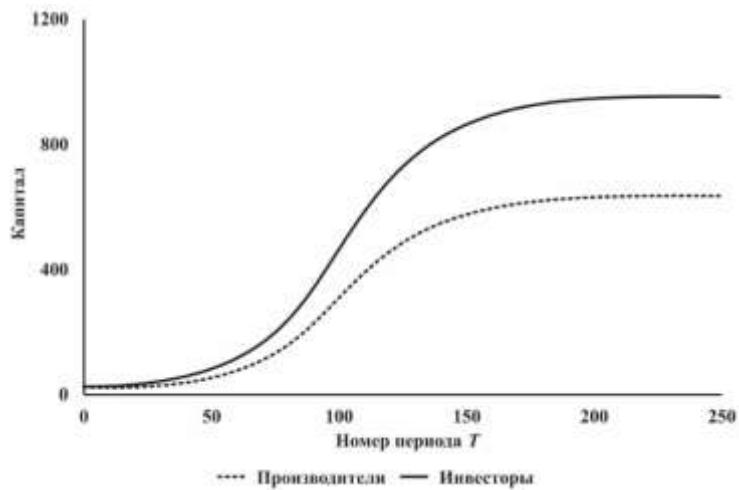
Влияние амортизации и инфляции. Чтобы ответить на вопрос, как уровни инфляции и амортизации влияют на результаты работы сообщества, были проведены эксперименты с различными коэффициентами k_{amr} , k_{inf} . Результаты (усредненные по 100 расчетам) представлены на рис. 20.

Анализ полученных результатов показывает, что при высокой инфляции и амортизации капитал производителей и инвесторов уменьшается, и они погибают (рис. 20 a). При умеренной амортизации и инфляции суммарный капитал производителей и инвесторов сначала растет, затем достигает предела, и сообщество приходит в состояние равновесия (рис. 20 b). В идеальной среде капиталы растут (рис. 20 c).

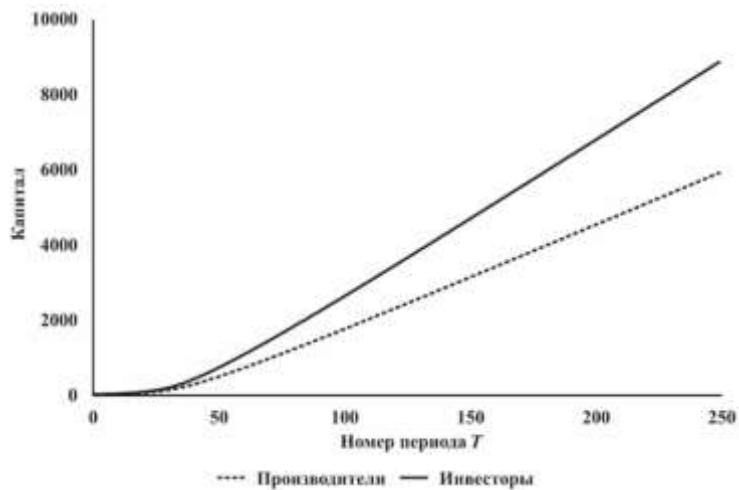
Проведенное компьютерное моделирование позволило показать сходимость итеративного процесса для двух различных функций прибыли: линейно-пороговой и нелинейной. Также показана эффективность предлагаемого метода, так как агенты более успешны, если делаются итеративные оценки. Рассмотренные взаимодействия в некоторой степени схожи с формами сотрудничества в сообществах животных и агентов [88, 89].



а) с высокой инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = 0.85$; $k_{inf} = 0.85$);



б) с умеренной инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = 0.95$; $k_{inf} = 0.95$);



в) без инфляции и амортизации ($k_{amr} = 1$, $k_{inf} = 1$).

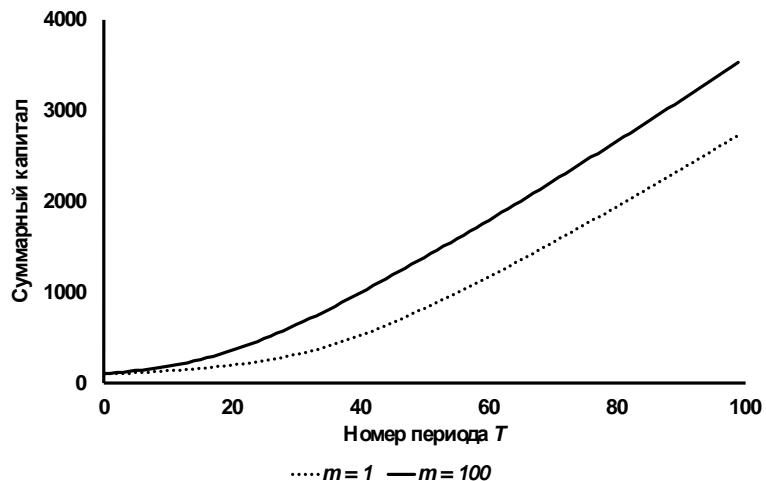
Рис. 20. Зависимость суммарного капитала производителей и инвесторов от времени. Различная инфляция и амортизация ($a = 5$; $T = 250$; $m = 100$; $Th_{max_inv} = Th_{max_pro} = 3$; $Th_{min_inv} = Th_{min_pro} = 0.1$; $k_{repay} = 0.6$)

§2.2.5. Результаты численных расчетов для одного и многих производителей

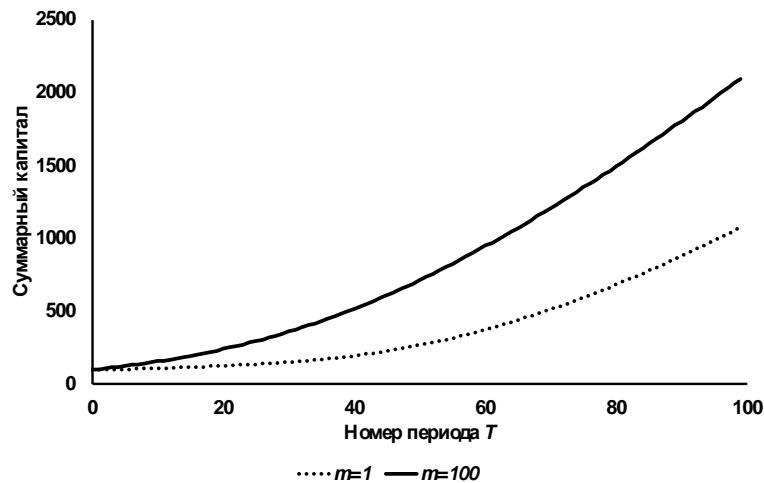
Может возникнуть вопрос, не выгоднее ли инвесторам делать капиталовложения в одного самого эффективного производителя. Проведем ряд экспериментов, которые демонстрируют более высокую эффективность сообщества, когда инвестор принимает решение о том, какие капиталовложения сделать, не ограничиваясь количеством производителей. Рассмотрим для сравнения два случая: 1) капиталовложения делаются только в одного самого эффективного производителя ($m = 1$) и 2) капиталовложения делаются во всех производителей ($m = 100$).

Моделирование проведено для типичных параметров расчетов, представленных выше. Рассматривалось поведение модели для линейно-пороговой и нелинейной функции.

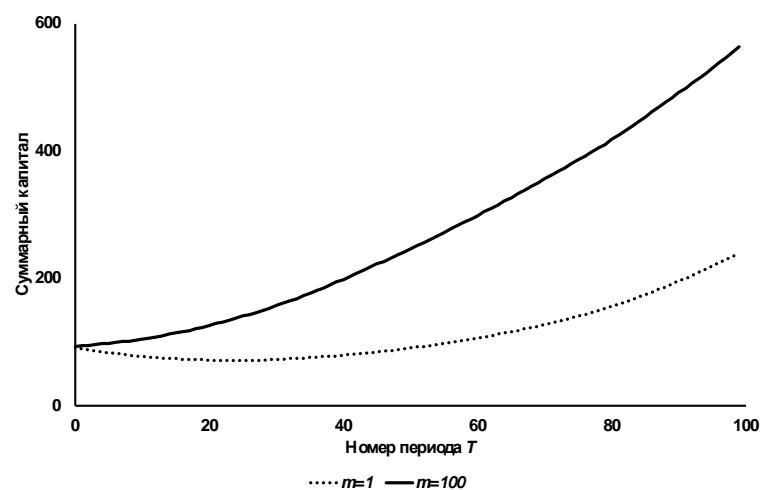
На рис. 21 a представлена динамика суммарных капиталов для сообщества для линейно-пороговой функции без инфляции и амортизации; на рис. 21 b динамика для линейно-пороговой функции с инфляцией и амортизацией; на рис. 21 c динамика для нелинейной функции без инфляции и амортизации; на рис. 21 g динамика для нелинейной функции с инфляцией и амортизацией.



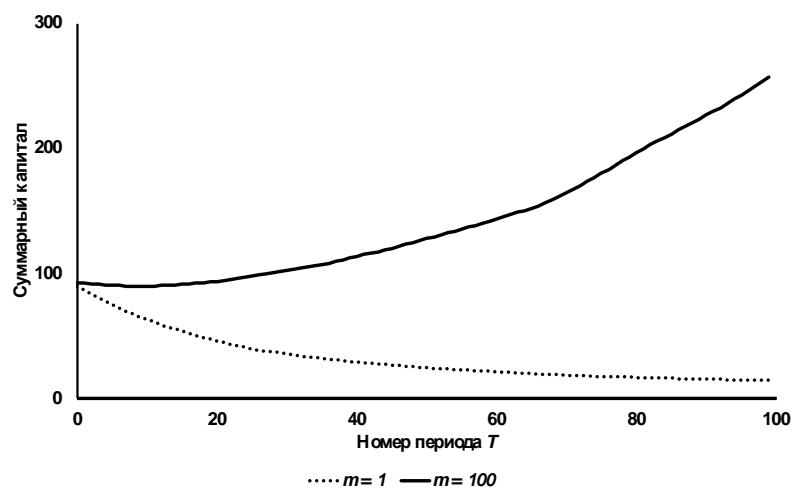
а) линейно-пороговая функция без инфляции и амортизации



б) нелинейная функция, без инфляции и амортизации



в) линейно-пороговая функция с инфляцией и амортизацией



г) нелинейная функция с инфляцией и амортизацией

Рис. 21. Динамика суммарных капиталов для $m=1$ и $m=100$

Видно, что во всех четырех случаях инвесторам выгоднее, когда есть возможность делать капиталовложения во всех производителей. При этом для случая нелинейной функции прибыли с инфляцией и амортизацией это влияние более существенное. Следует отметить, что, когда $m = 100$, инвестор неизбежно делает капиталовложения во всех производителей. В этом случае оценки для невыгодных производителей уменьшаются в процессе итераций и остаются только те производители, в которых выгодно делать капиталовложения. В случае же $m = 1$ мы жестко ограничиваем инвестора и это менее выгодно для сообщества инвесторов и производителей.

§2.3. Модель с гибким распределением прибыли

В базовой модели при формировании оценки инвесторами, в модели не учитывается размер капиталовложения самого производителя. Поясним этот момент. Рассмотрим простой случай: пусть количество инвесторов $N = 1$, а количество производителей $M = 2$. Моделирование для сравнения проводилось в двух режимах: 1) обычный режим, *без учета в оценке и распределении прибыли собственного капитала производителя* (базовая модель) и 2) *с учетом в оценке и распределении прибыли собственного капитала производителя* (новая модель). В базовой модели половина прибыли отдается инвесторам, так как коэффициент выплат $k_{repay} = 0.5$, независимо от размера капиталовложения инвестора. Если же в оценке учитывается размер собственного капитала производителя (новая модель), то имеет место ситуация, когда производитель тоже выступает инвестором и он, также как инвестор, получает часть прибыли, пропорциональную своему капиталовложению.

Итак, для второго режима в оценке и при распределении прибыли будем учитывать капиталовложение самого производителя. То есть заменяем формулы (4), (6) на (4^{*}), (6^{*}) следующим образом.

$$P_{invij} = P_i(C_i) \frac{C_{ij}}{\sum_{l=1}^N C_{il} + C_{i0}} \quad (4^*)$$

$$A_{ij} = d_{ij} P_{inv\ ij} = d_{ij} k_i F(C'_{i0}) \frac{C_{ij}}{\sum_{l=1}^N C_{il} + C_{i0}} \quad (6^*)$$

Ниже представлены результаты моделирования для линейно-пороговой функции (2). Основные параметры моделирования следующие: $N_T = 1$ или 100 , $k_{iter} = 10$, $Th_{max_inv} = 100.0$, $Th_{max_pro} = 100.0$, $Th_{min_inv} = 0.01$, $Th_{min_pro} = 0.01$, $Th = 100$, $M_{max} = 2$ или 100 , $N_{max} = 1$ или 100 , $M_0 = 2$ или 100 , $N_0 = 1$ или 100 , $m = 2$ или 100 , $a = 0.1$, $k_{repay} = 0.5$, $k_{amr} = 1.0$, $k_{inf} = 1.0$. Для частного случая одного инвестора и двух производителей: эффективности производителей составляли: $k_1 = 0.34$, $k_2 = 0.94$; капитал инвестора: $K_{inv} = 0.54$; капиталы производителей: $K_{pro1} = 0.48$, $K_{pro2} = 0.26$.

На рис. 22 показано распределение капиталовложений инвестора в зависимости от номера итерации в двух режимах работы. При сравнении результатов моделирования (рис.22), видно, что в базовой модели инвестор делает капиталовложения в двух производителей, а в новой модели инвестор выбирает только одного, наиболее эффективного производителя, несмотря на то, что его капитал ниже.

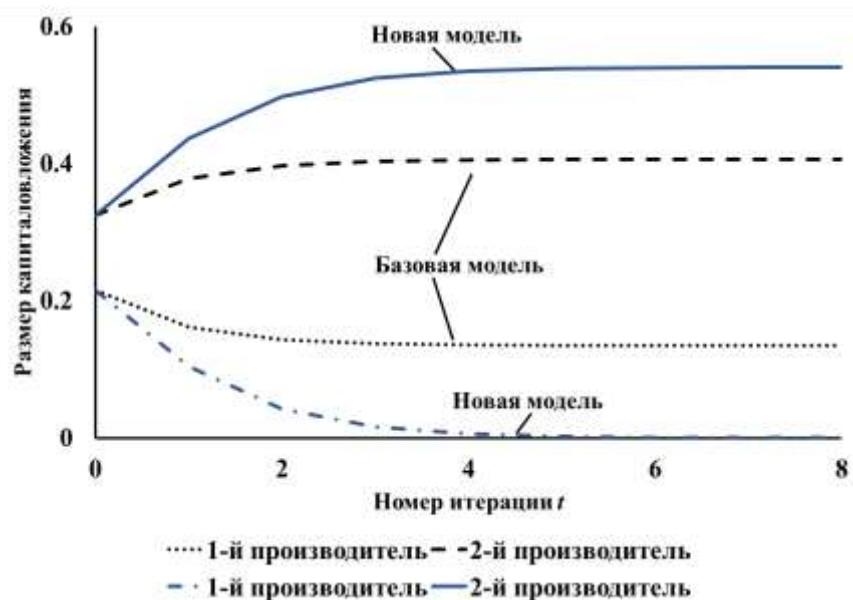


Рис. 22. Распределение капиталовложений инвестора в зависимости от номера итерации в периоде $T = 0$

Рассмотрим динамику суммарных капиталов сообществ агентов производителей и инвесторов для разных параметров модели. Пусть теперь количество периодов $N_T = 100$. Проанализируем результаты, представленные на рис. 23. В базовой модели капиталы сообществ агентов производителей и инвесторов совпадают, так как коэффициент выплат $k_{repay} = 0.5$. В новой модели суммарный капитал производителей значительно ниже, чем суммарный капитал сообщества производителей в базовой модели. Учитывая результаты экспериментов, можно сделать вывод о том, что производителям выгоднее выбирать механизм распределения прибыли, предложенный в базовой модели, то есть не учитывать при распределении прибыли собственное капиталовложение, а делать выплаты прибыли инвесторам согласно коэффициенту выплат k_{repay} . Можно предположить, что в базовой модели более «справедливое» сотрудничество у сообществ.

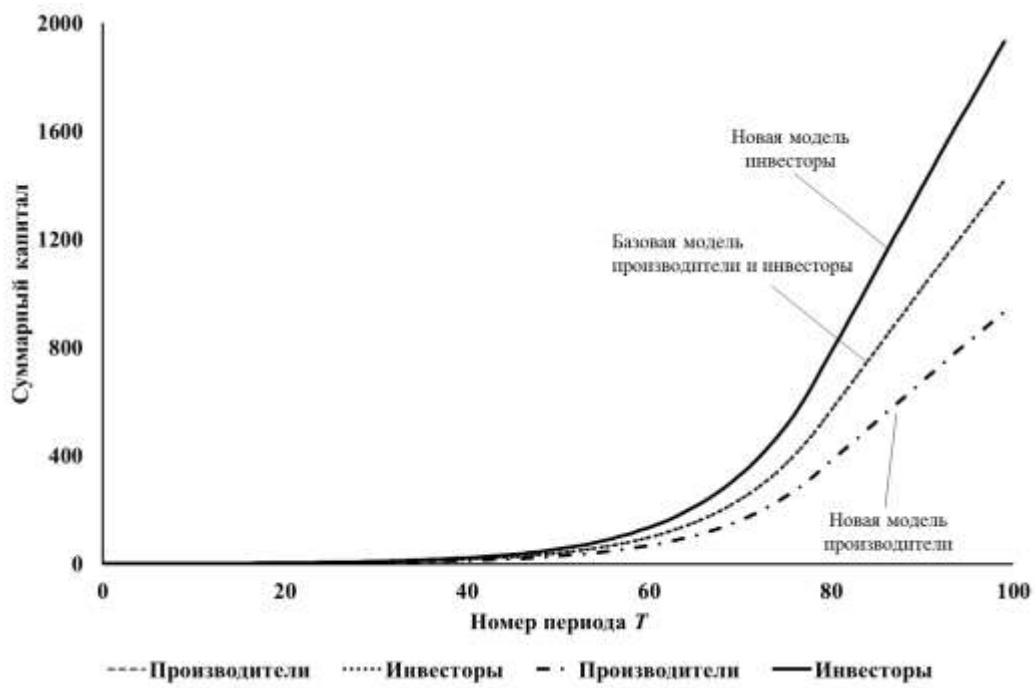


Рис. 23. Динамика суммарных капиталов одного инвестора и двух производителей в двух режимах работы (линии для производителей и инвесторов при расчетах в базовой модели совпадают)

Следует также отметить, что в базовой модели, общий капитал сообщества производителей *перераспределяется* инвестором более эффективно. То есть инвестор, полученную прибыль в следующем периоде вкладывает в более

эффективного производителя. Это важный эффект, который получается при работе базовой модели – более эффективное *перераспределение общего капитала внутри сообщества производителей*. Здесь следует учесть, что данное перераспределение выгодно для *сообщества производителей*, но не для каждого отдельного производителя.

Общий суммарный капитал сообществ для базовой модели и для новой модели практически совпадают. Разница составляет всего 1%. Результаты моделирования ниже на рис. 24. Таким образом, полученные выше результаты показывают, как распределяется капитал между сообществами: для базовой модели капиталы распределены поровну между сообществом инвесторов и сообществом производителей, а для новой модели сообщество производителей получает значительно меньший капитал.

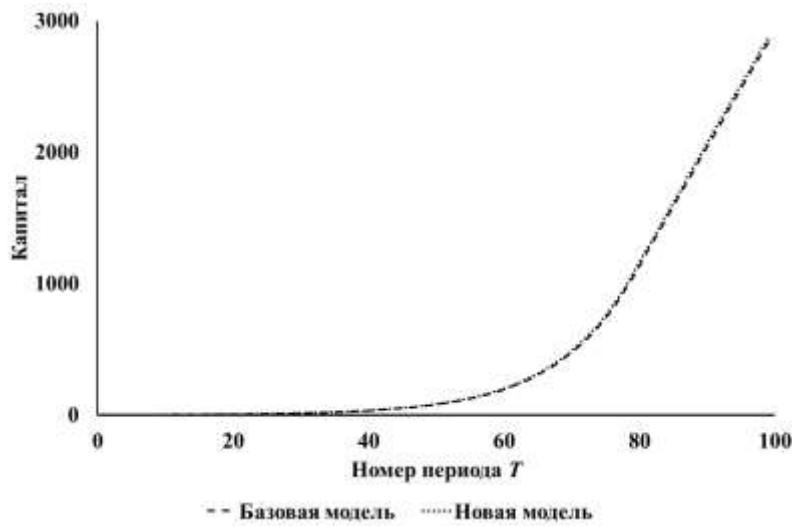


Рис. 24. Динамика общего капитала инвестора и двух производителей для базовой и новой модели

Теперь рассмотрим случай $N = M = 100$. Динамика суммарного капитала сообществ для двух режимов работы представлена ниже на рис. 25.

Таким образом, для большого сообщества, при указанных выше параметрах моделирования получается, что сообществу в целом выгоднее, когда каждый агент получает прибыль в зависимости от размера своего вложения. Но здесь следует отметить, что при этом сообщество производителей получает более слабое развитие, а сообщество инвесторов более сильное (рис. 26). Причиной

того, что суммарный капитал сообщества инвесторов ниже для базовой модели является зависимость прибыли инвесторов от коэффициента выплат k_{repay} .

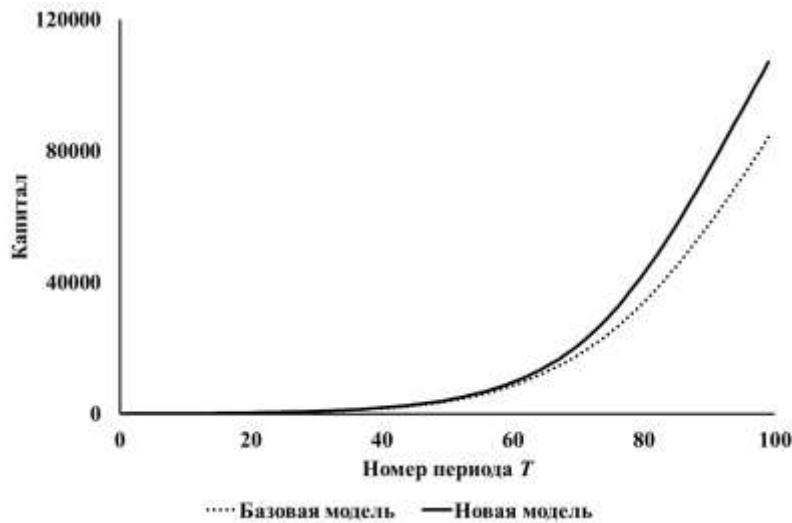


Рис. 25. Динамика суммарного капитала инвесторов и производителей для двух режимов работы модели $N = M = 100$

Если установить $k_{repay} = 0.5$, то прибыль, которую может получить инвестор от производителя, в базовой модели ограничивается. То есть, сколько бы инвестор не вложил, будет распределяться только половина прибыли производителя, и тогда ему приходится делать вложения и в менее эффективных производителей.

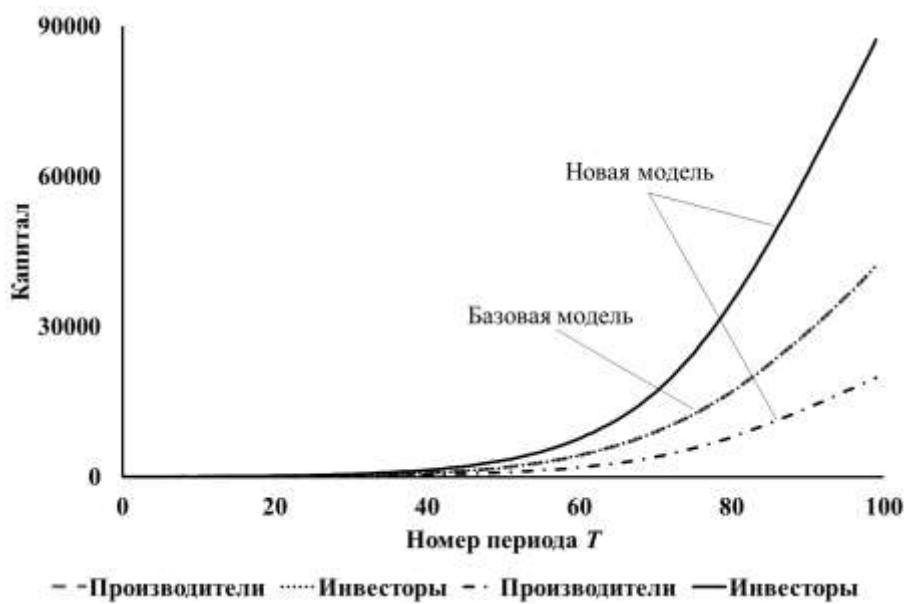


Рис. 26. Динамика суммарных капиталов инвесторов и производителей (по отдельности) в двух режимах работы $N = M = 100$ (линии для производителей и инвесторов при расчетах для базовой модели совпадают)

Соответственно суммарный капитал для сообщества инвесторов для базовой модели получаются ниже, чем в новой модели. В новой модели инвесторы выбирают самых эффективных производителей. Это показано на рис. 27 и 28. Во втором режиме выбираются два самых эффективных производителя из 100 (хотя инвесторы имеют возможность делать вложения во всех производителей), в базовой же модели капиталовложения делаются в разных производителей. Для новой модели прибыль зависит только от размера капиталовложения каждого агента (и производителя в том числе) и эффективности производителя. При этом получается, что развитие производителя никак не зависит от инвестора, прибыли производителей в новой модели растут медленнее (рис. 26). Во режиме с гибким распределением прибыли взаимодействия между агентами не осуществляется. Таким образом, первый режим, описанный в базовой модели, более приемлем для применения в экономических моделях, а также представляет больший интерес для дальнейших исследований.

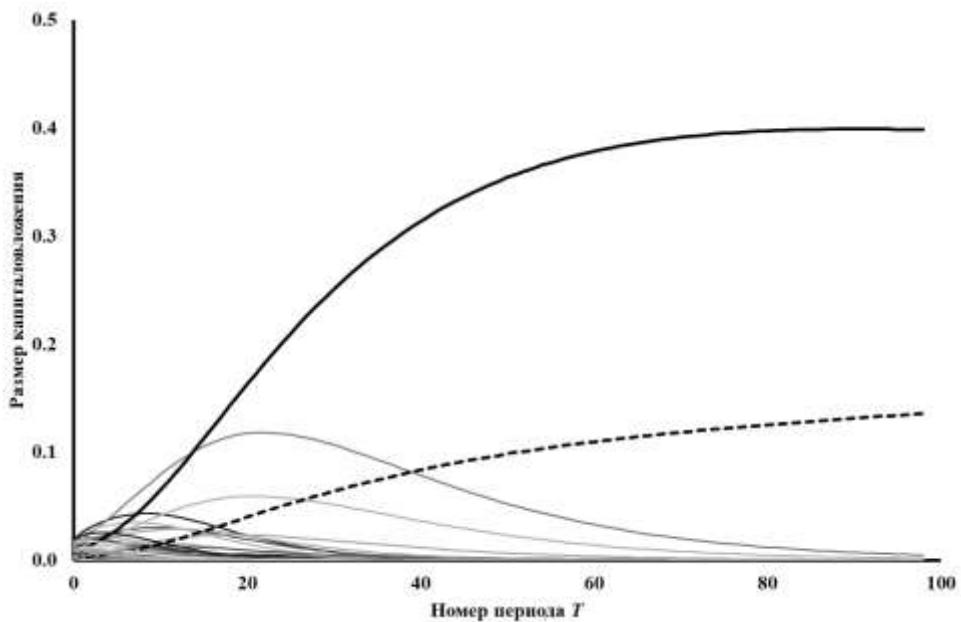


Рис. 27. Распределение капиталовложения первого инвестора в зависимости от номера итерации в периоде $T = 0$, $N = M = 100$. Новая модель. Количество линий соответствует количеству производителей

Рассмотрим результаты работы итераций для двух режимов. На рис. 27 представлена динамика распределения капиталовложения первого инвестора в новой модели в периоде $T = 0$. Инвестор выбирает двух наиболее эффективных производителей.

Результаты, представленные на рис. 28, для базовой модели отличаются от результатов для новой модели. Здесь инвестор делает капиталовложения во многих производителей.

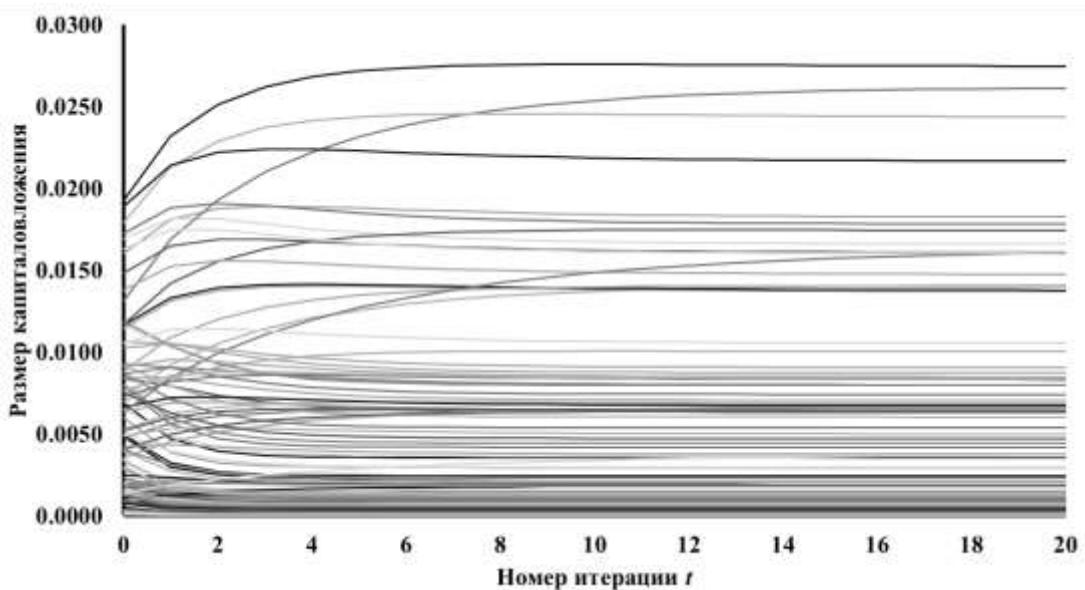


Рис. 28. Распределение капиталовложения первого инвестора в зависимости от номера итерации в периоде $T = 0$, $N = M = 100$. Базовая модель. Количество линий соответствует количеству производителей

Рис. 29 и 30 показывают, как развивается сообщество производителей в двух различных режимах. В первом режиме (базовая модель) больше производителей получает шанс развиваться (рис. 29). В частности, при сравнении рис. 29 и рис. 30 видно, что в первом режиме количество производителей, у которых капитал выше 1000 усл. ед. равно 17 (рис. 29). Во втором режиме (новая модель) только у одного производителя капитал выше 1000 усл. ед. (рис. 30).

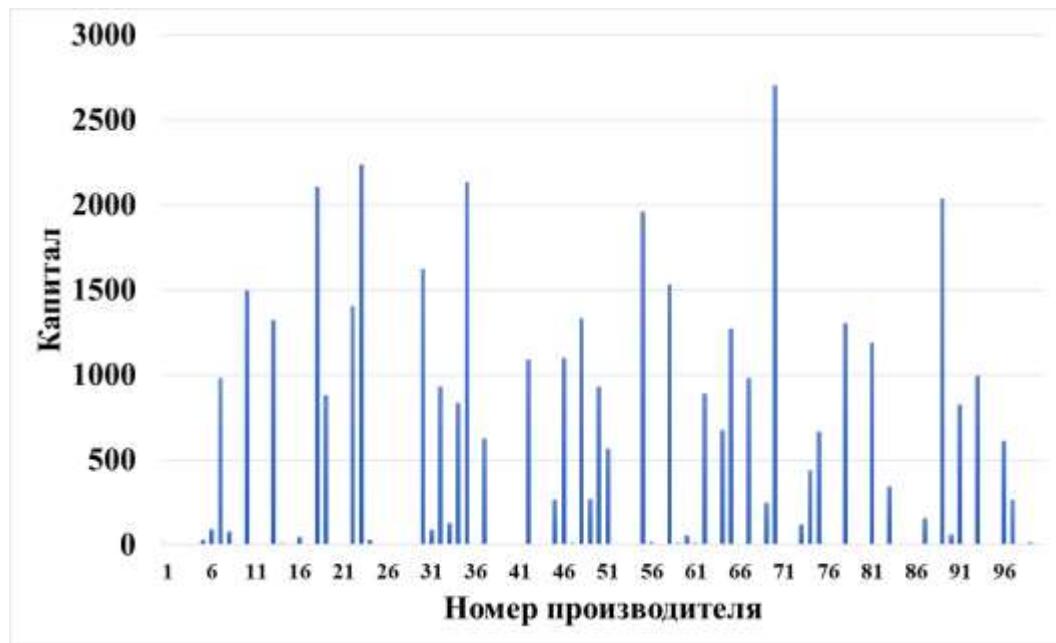


Рис. 29. Капиталы, накопленные производителями к последнему периоду $T = 100$ в первом режиме (базовая модель)

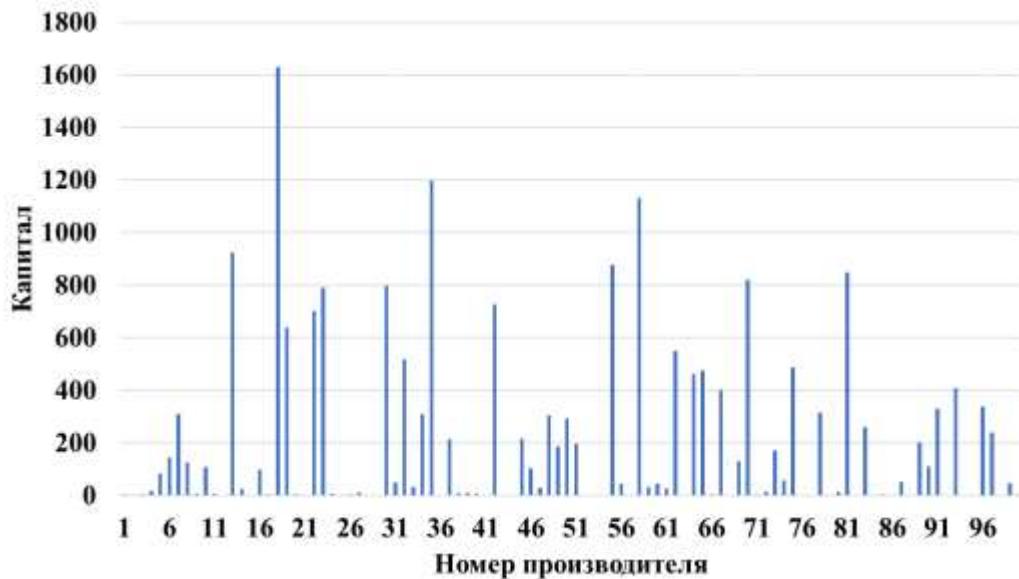


Рис. 30. Капиталы, накопленные производителями к последнему периоду $T = 100$ во втором режиме (новая модель)

Можно сделать вывод, о том, что правила распределения прибыли и формирования оценок влияют на поведение инвестора. И хотя второй режим наиболее выгоден для сообщества инвесторов, производителям это не выгодно. Сообщество производителей развивается эффективнее, если используется первый режим. Результаты, полученные при моделировании справедливы для линейно-

пороговой функции прибыли. Аналогичные эксперименты были проведены и для нелинейной функции прибыли. Выводы, полученные для линейно-пороговой модели, имеют место и для нелинейной функции прибыли. Результаты данного раздела опубликованы в статьях [85, 86].

§2.4. Аналитическое приближение

Рассмотрим два важных вопроса, которые могут возникнуть при исследовании модели. Первый вопрос – можно ли получить аналитическое решение? И второй вопрос – как ведут себя кривые зависимости капиталов от времени? Результаты данного раздела опубликованы в статье [87]. Для того чтобы ответить на эти вопросы, рассмотрим следующее аналитическое приближение.

Пусть имеется один обобщенный инвестор и один обобщенный производитель. Капиталы производителя и инвестора равны x и y , соответственно. Считаем, что инвестор вкладывает в производителя весь свой капитал. Тогда, согласно приведенному выше описанию, динамику капиталов можно приблизенно охарактеризовать уравнениями:

$$\frac{dx}{dt} = k_1 F(x + y) - k_2 x, \quad (8)$$

$$\frac{dy}{dt} = k_3 F(x + y) - k_4 y, \quad (9)$$

где $F(x+y)$ – функция, характеризующая прибыль производителей, k_1 – коэффициент, характеризующий прибыль производителя, k_3 – коэффициент, характеризующий прибыль инвестора, k_2, k_4 – коэффициенты, характеризующие амортизацию и инфляцию.

Сделаем еще одно упрощение, пусть $k_4 = k_2$. Тогда, складывая (8) и (9), имеем:

$$\frac{dz}{dt} = (k_1 + k_3)F(z) - k_2 z, \quad (10)$$

где $z = x + y$. Уравнение (10) в ряде важных случаев можно проинтегрировать. Проведем анализ для линейно-пороговой функции (2). Если функция $F(z) = z$, то

$$z = Ce^{[(k_1+k_3)-k_2]t} \quad (11)$$

Если функция $F(z) = A = \text{const}$, то

$$\frac{dz}{dt} = (k_1 + k_3)A - k_2z. \quad (12)$$

Обозначая $u = k_2 z - (k_1 + k_3) A$, имеем $\frac{dz}{dt} = \frac{1}{k_2} \frac{du}{dt} = -u$,

$$\frac{du}{dt} = -k_2 u. \quad (13)$$

То есть, u стремится к 0, а z стремится к постоянной величине, равной $(k_1 + k_3) \frac{A}{k_2}$.

Итак, получаем, что общий капитал сообщества для линейной функции $F(z)$ экспоненциально растет или экспоненциально убывает при больших k_2 , либо стремится к постоянной величине, когда $F(z)$ достигает порога.

Таким образом, определен характер изменения капиталов инвесторов и производителей в приближении одного обобщенного производителя и одного обобщенного инвестора.

§2.5. Модель открытой монополии

Рассмотрим теперь некоторые специальные случаи, которые можно построить на основе базовой модели.

§2.5.1. Описание модели

Построим сначала модель с «открытой» монополией, в которой возможно появление «производителя-монополиста» с большой эффективностью, значительно превышающей эффективность остальных производителей. В отличие от чистой монополии, где для монополиста нет конкурентов, в случае «открытой» монополии у него могут позже появиться конкуренты на рынке. Поэтому возникает вопрос: как будет меняться состав сообщества производителей в случае «открытой» монополии. Итак, модифицируем базовую модель следующим образом.

Пусть в определенный момент времени в сообществе производителей появляется производитель с эффективностью намного больше, чем у всех остальных. В частности, при моделировании полагалось, что эффективности всех производителей в начале функционирования сообщества составляли $k_i = 0.1$, для всех $i = 1, \dots, M$, а в период $T = 20$ в сообществе появляется производитель с эффективностью, равной $k_i = 1.0$, номер i этого производителя случаен. Можно предположить, что данный производитель ввел в производство какие-либо инновации, что усилило его конкурентоспособность. Очевидно, что в таком случае инвесторы будут вкладывать весь свой капитал в этого производителя.

§2.5.2. Результаты компьютерного моделирования

Проанализируем результаты, полученные при моделировании. Основные параметры моделирования были такие же, как и для базовой модели. При моделировании использовалась линейно-пороговая функция прибыли (см. выражение (2), §2.2.1). На рис. 31 видно, что суммарные капиталы сообществ сначала уменьшаются, а потом начинают увеличиваться. Увеличение связано с появлением при $T = 20$ в сообществе производителя-монополиста. Инвесторы начинают делать капиталовложения в него, и суммарный капитал сообществ начинает расти.

При этом, как показано ниже, на рис. 32, количество производителей постепенно уменьшается. Это означает, что те производители, которые не эффективны, прекращают свою деятельность. После периода $T = 100$ капитал производителя-монополиста достигает порога Th_{max_pro} (соответствующего условию деления производителя), и производитель начинает делиться. Потомки этого производителя имеют высокие значения эффективности k_i . Таким образом, неэффективные производители постепенно замещаются эффективными. Вскоре после этого аналогично начинают делиться и инвесторы.

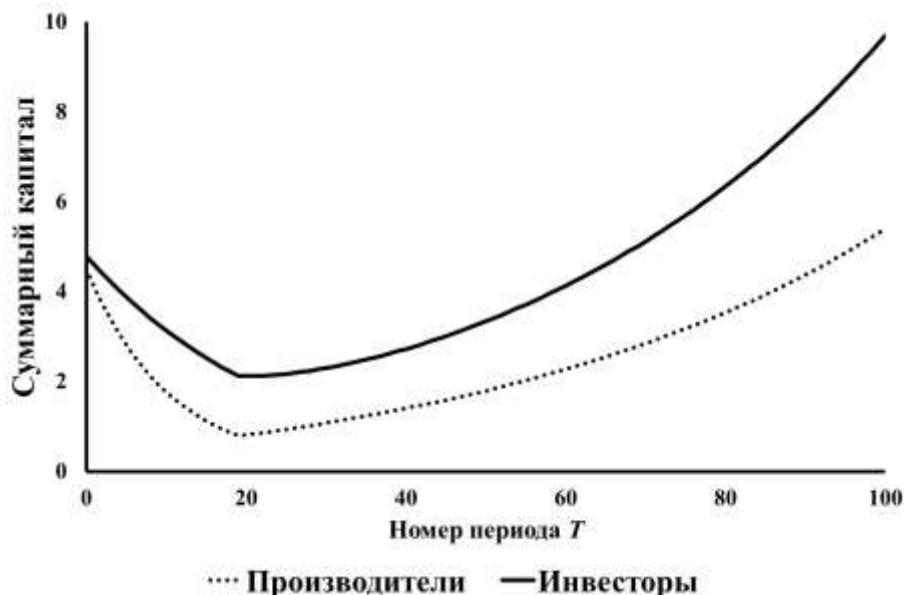


Рис. 31. Зависимость суммарного капитала инвесторов и производителей от времени. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

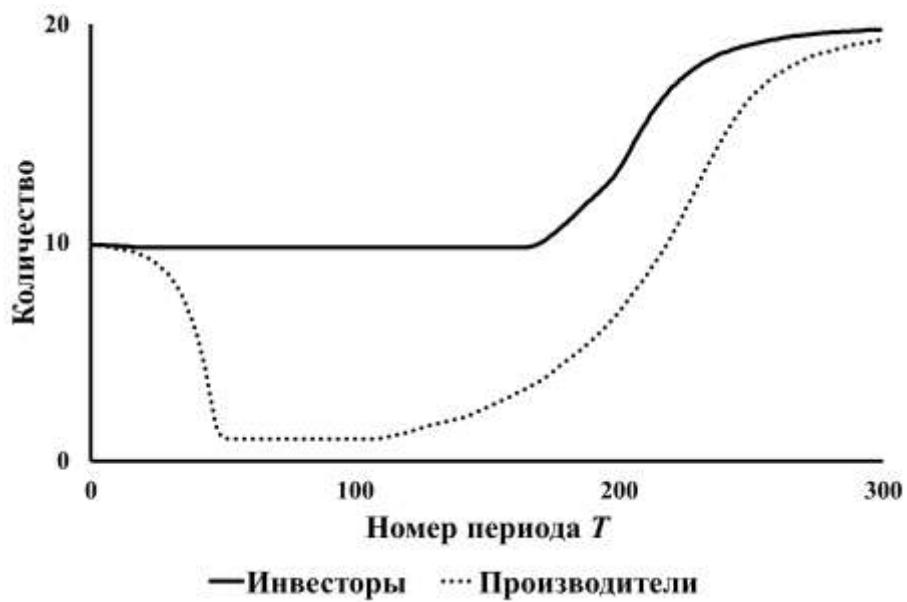


Рис. 32. Зависимость количества инвесторов и производителей от времени. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

Рис. 33 показывает, что в результате средний коэффициент эффективности тоже растет, и достигает достаточно высокого уровня, близкого к максимальной эффективности производителей $k_{max} = 1.0$. Как и в базовой модели, несущественное уменьшение средней эффективности сообщества производителей при $T > 60$ связано с вариацией коэффициента эффективности при переходе от периода к периоду.

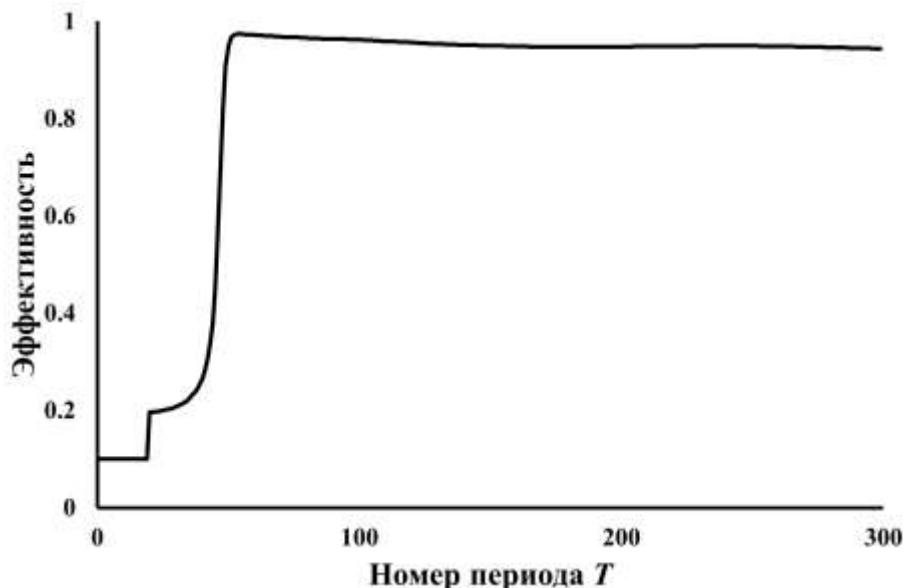


Рис. 33. Динамика среднего коэффициента эффективности производителей. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

Таким образом, можно сделать вывод, что при «неэффективной» экономике, появление эффективной инновации хотя бы у одного производителя положительно влияет на динамику капиталов. У сообщества появляется шанс выжить. В противном случае все сообщество перестает функционировать, и экономическая система разрушается.

§2.6. Модель нечестной конкуренции

§2.6.1. Описание модели

Рассмотрим теперь следующий вариант модели. В базовой модели полагалось, что все инвесторы, сообщая производителям свои намерения о капиталовложениях, делятся только достоверной информацией. Исследуемый ниже случай, показывает, как поменяется динамика капиталов сообществ, если в модели будут «нечестные» инвесторы.

Пусть имеется N инвесторов и M производителей. Инвесторы делают капиталовложения в m производителей. Будем полагать теперь, что не все инвесторы сообщают производителям достоверную информацию о своих капиталовложениях. А именно, инвесторы, как и в базовой модели рассчитывают оценки согласно (6) и формируют намерения сделать капиталовложения согласно

(7). Инвесторы сообщают размеры этих намеченных капиталовложений производителям. Производители, в свою очередь, пересчитывают свои капиталы с учетом этих намерений. Но в отличие от базовой модели в этом варианте после итераций «нечестные» инвесторы делают капиталовложения только в одного производителя: того, который имеет наибольшую оценку A_{ij} (см. выражение (6) §2.2.1), а не в m производителей.

Проведены компьютерные эксперименты для трех режимов: 1) все инвесторы «честные» (то есть делают капиталовложения во всех намеченных производителей), 2) все инвесторы «нечестные», 3) 50% инвесторов «нечестные».

§2.6.2. Результаты компьютерного моделирования

Основные параметры моделирования были следующими: $N_T = 1000$; $k_{iter} = 10$; $Th_{min_pro} = 0.01$; $Th_{min_inv} = 0.01$, $Th_{max_pro} = 1.0$, $Th_{max_inv} = 1.0$, $M_0 = N_0 = 10$; $M_{max} = N_{max} = 20$; $m = 20$; $k_{repay} = 0.5$; $a = 0.1$; $Th = 1$. Данные усреднены по 100 различным расчетам. При моделировании использовалась *линейно-пороговая функция прибыли* (см. выражение (2), §2.2.1).

На рис. 34 представлена динамика суммарных капиталов инвесторов для трех исследуемых режимов работы. Видно, что в режиме, когда все инвесторы «честные», суммарный капитал инвесторов выше. В случае, когда все инвесторы «нечестные», суммарный капитал инвесторов значительно ниже. Если половина инвесторов «честная», а другая – «нечестная», то суммарный капитал растет, но медленнее, чем для всех «честных» инвесторов.

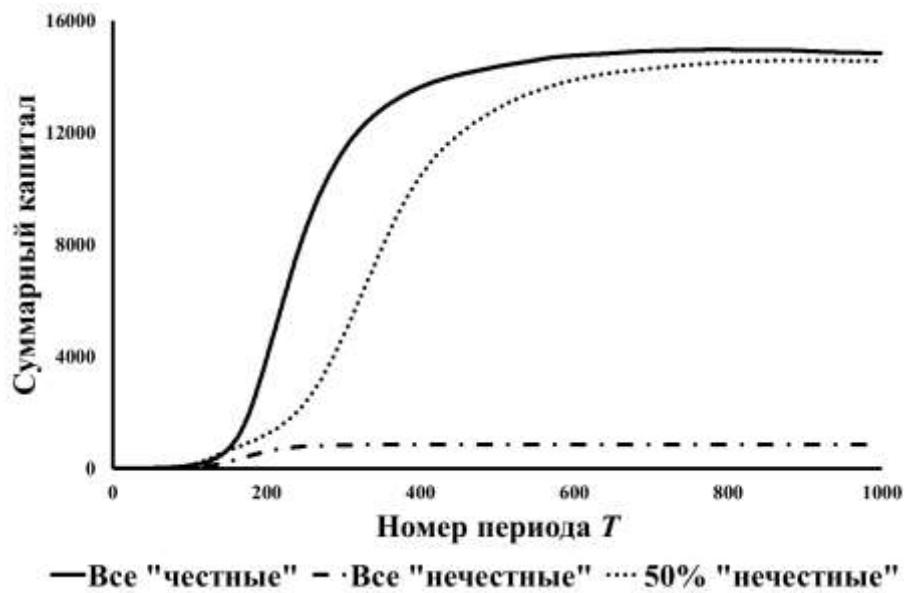


Рис. 34. Зависимость суммарного капитала инвесторов от времени. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

На рис. 35 представлена динамика суммарных капиталов для производителей. В этом случае, видно, что суммарный капитал производителей выше, если все инвесторы «нечестные».

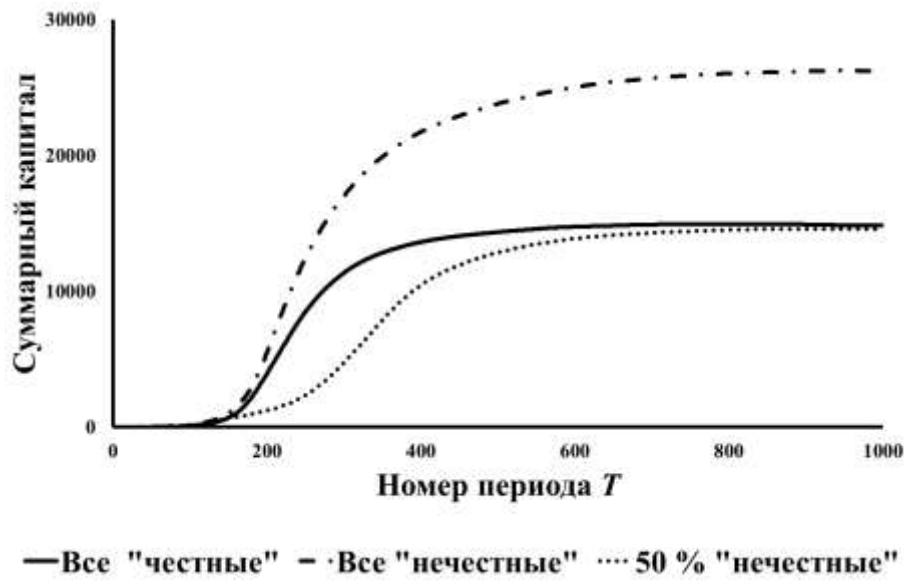


Рис. 35. Зависимость суммарного капитала производителей от времени. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

Но при некоторых входных параметрах ситуация может измениться. В частности, если увеличить амортизацию, то производители не могут самостоятельно справиться (рис. 36).

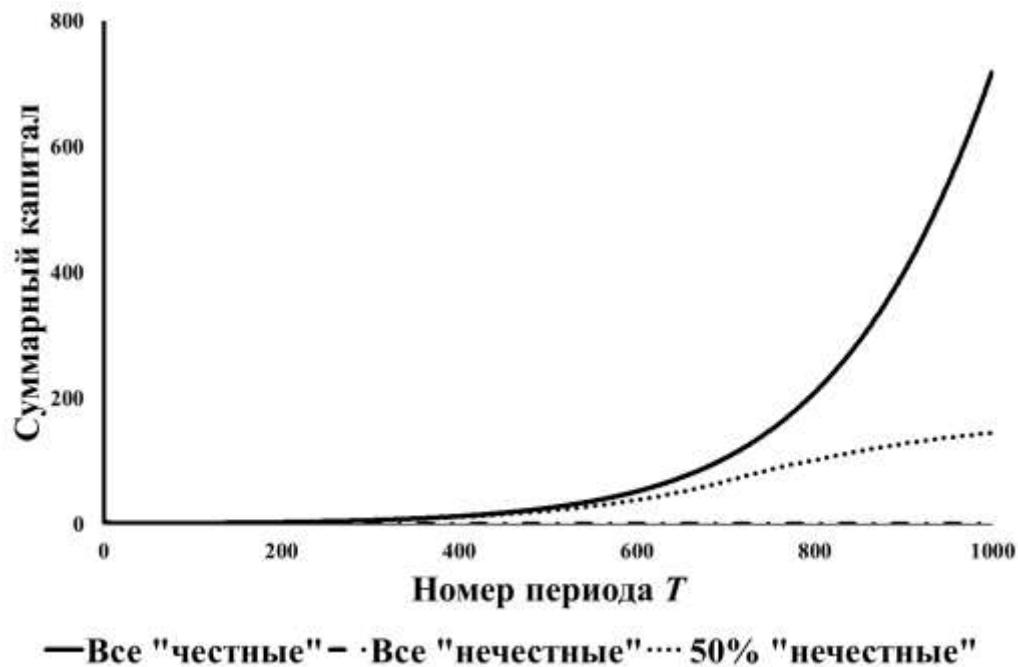


Рис. 36. Зависимость суммарного капитала производителей от времени. Увеличена амортизация ($k_{amr} = 0.80$, $k_{inf} = 0.95$)

Рассмотрим теперь суммарный капитал всего сообщества (то есть капитал инвесторов и производителей вместе). На рис. 37 видно, что, когда все инвесторы «честные», сообществу в целом это выгоднее.

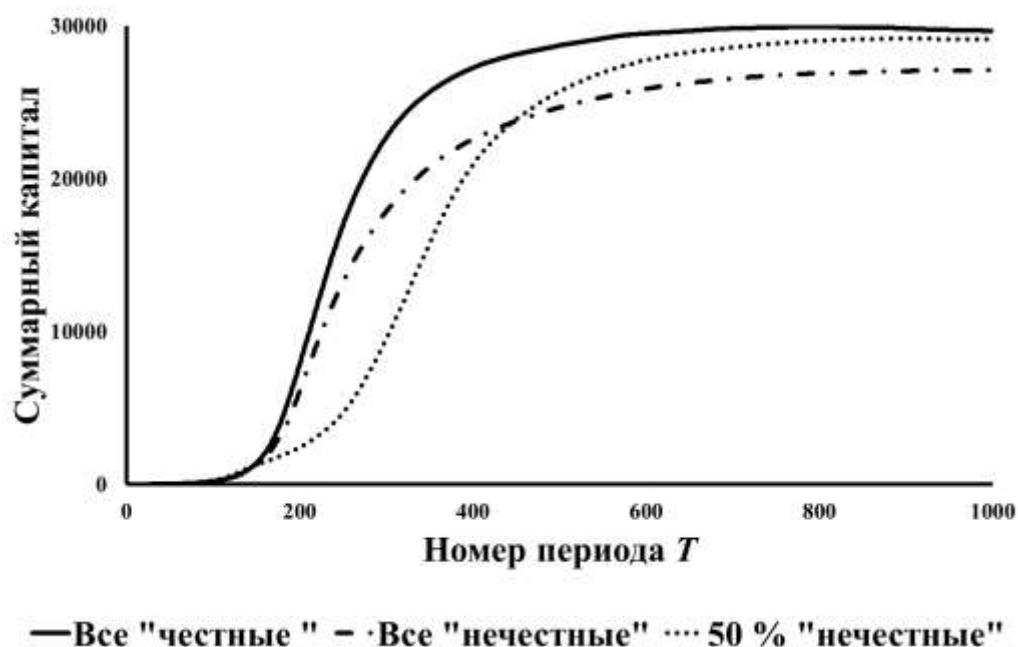


Рис. 37. Зависимость суммарного капитала всего сообщества от времени. С инфляцией и амортизацией ($k_{inf} = k_{amr} = 0.95$)

На рис. 38 представлена динамика среднего коэффициента эффективности производителей. Коэффициент эффективности немного выше, когда половина инвесторов «нечестные». Таким образом, можно сделать вывод о том, что «нечестность» инвесторов до некоторой степени позволяет выживать более эффективным производителям. То есть, когда часть инвесторов ведет себя «нечестно» и делает капиталовложения только в одного производителя с лучшей оценкой, а другая часть инвесторов ориентируется на оценки, полученные итеративным путем, то вероятность деления у производителей с более высокой эффективностью более высокая. При анализе результатов возникает также следующий вопрос: почему, когда инвестор «нечестен», вкладывая капитал в производителя с более высокой оценкой, в итоге получается, что средний коэффициент эффективности у сообщества производителей ниже. Ответ заключается в том, что оценка зависит от собственного капитала производителя и его эффективности (см. выражения (6) для оценки производителей инвесторами A_{ij} , а также формулы (1) и (2)). Когда инвестор «нечестен», он выбирает того производителя, который имеет в качестве оценки максимальное произведение эффективности k_i на капитал C_i . При этом эффективность k_i такого производителя может быть не самая высокая в сообществе, а высокая оценка получается за счет высокого капитала C_i . Когда же инвесторы делают *итеративные оценки*, они добавляют свои капиталовложения к капиталу производителя, который, возможно, имеет меньший капитал, но более высокую эффективность, тем самым усиливая его оценку. И такой производитель получает шанс делиться. Таким образом, для более высокой эффективности выгодно иметь в сообществе и «честных», и «нечестных» инвесторов.

Рис. 39 показывает соотношение «честных» и «нечестных» в сообществе в последнем периоде жизни сообщества при $T = 100$. Усреднения в данном случае не проводились. Параметры моделирования для рис. 39 были следующие: $N_T = 100$; $k_{iter} = 10$; $Th_{min_pro} = 0.01$; $Th_{min_inv} = 0.01$, $Th_{max_pro} = 1.0$, $Th_{max_inv} = 1.0$, $M_0 = N_0 = 10$; $M_{max} = 30$; $N_{max} = 50$; $m = 30$; $k_{repay} = 0.7$; $a = 0.1$; $Th = 1$. В начальной

популяции было 6 «честных» инвесторов и 4 «нечестных». В результате моделирования в итоговой популяции получилось 50 инвесторов, из них 41 «честные», а 9 «нечестные». То есть, «честные» инвесторы чаще делились. По результатам компьютерного моделирования можно сделать вывод, что в данной модели честная стратегия более устойчива.

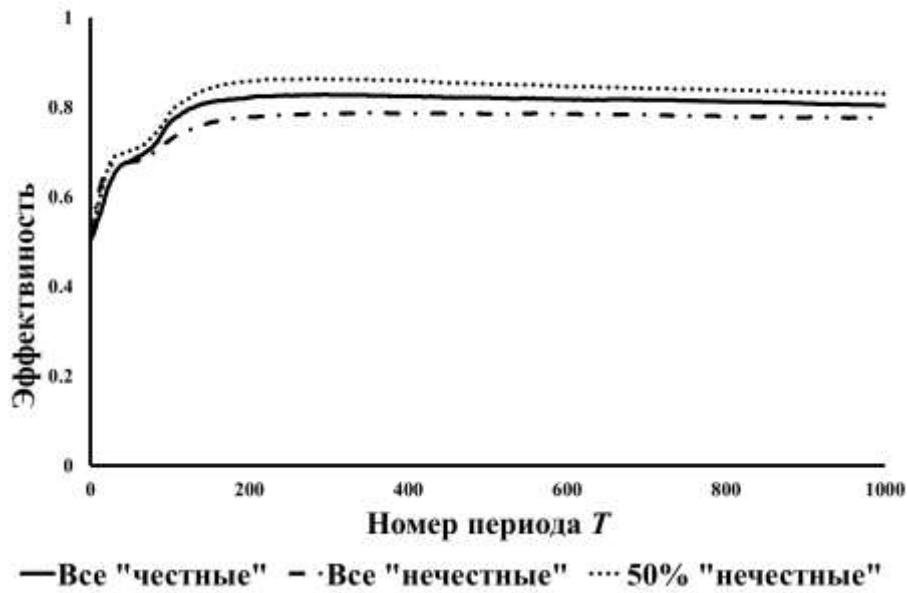


Рис. 38. Динамика коэффициента эффективности производителей. С инфляцией и амортизацией ($k_{inf} = k_{amr} = 0.95$)

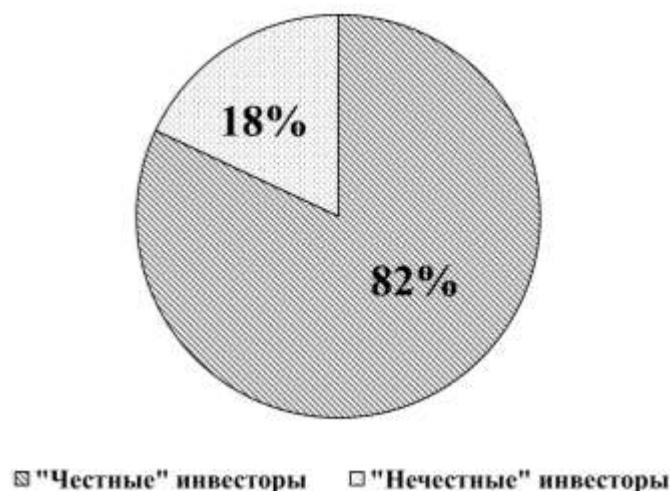


Рис. 39. Соотношение «честных» и «нечестных» инвесторов в сообществе в последнем периоде при $T = 100$. С инфляцией и амортизацией ($k_{amr} = k_{inf} = 0.95$)

§2.7. Модель самоорганизации автономных агентов в децентрализованной среде

В данном параграфе предложено некоторое обобщение модели прозрачной экономической системы. Исследуется модель самоорганизации автономных агентов, функционирующих также в прозрачной децентрализованной среде. Среда состоит из ячеек, которые в процессе функционирования могут вырабатывать новый ресурс, используя ресурсы, которые они получают от агентов. Агентам известны также эффективности и собственные ресурсы ячеек. На основе агентного подхода рассматривается задача эффективного распределения ресурса агентов по ячейкам и анализируются различные варианты этих распределений. Агенты действуют рационально, исходя из своих собственных целей. Предложен итеративный метод распределения ресурса агентов по ячейкам, в котором агенты обмениваются информацией для принятия решений. Компьютерное моделирование проведено для двух режимов работы модели: 1) с обучением агентов и 2) без обучения агентов. Результаты проведенного компьютерного моделирования демонстрируют, что суммарная энергия сообщества агентов получается значительно выше в модели с обучением. Показано, что при наличии обучения и итерационного обмена информацией, агенты четко распределяются по небольшому числу агентов в каждой ячейке, при этом суммарный ресурс, накопленный сообществом агентов, больше, чем в модели без обучения и итераций. Проведенные эксперименты показали, что обучение работает только совместно с итерациями. Результаты данного раздела опубликованы в статье [90].

§2.7.1. Описание модели

Приведем формальное описание исследуемой модели. Пусть имеется некоторая среда, состоящая из нумерованных ячеек. Количество ячеек фиксировано и равно M . Каждая ячейка характеризуется своей эффективностью k_i и собственным ресурсом R_{i0} , который не меняется в течение времени. Будем полагать, что в процессе функционирования каждая ячейка, используя имеющийся ресурс, может

вырабатывать новый ресурс. В данном разделе ресурс аналогичен капиталу инвесторов и производителей в базовой модели (§2.2). В среде функционирует сообщество, состоящее из N агентов. Агенты также характеризуются размером ресурса K_j , который у них имеется. Каждый агент выделяет часть своего ресурса для некоторой ячейки и получает от нее часть выработанного ресурса. Причем j -й агент получает часть выработанного ресурса от i -й ячейки, пропорционально сделанному им вкладу в данную ячейку. Агенты функционируют в течение T периодов времени в прозрачной среде, как в базовой модели, то есть агентам открыта информация об эффективности ячеек и суммарном ресурсе, который будет у ячейки после получения ресурса от других агентов. В начале периода T агенты принимают решение, о том, какую часть ресурса выделить для определенной ячейки. Агент может выбрать любое количество ячеек для распределения ресурса.

Будем считать, что суммарный ресурс, который будет в i -й ячейке после получения ресурсов от агентов, равен:

$$R_i = R_{i0} + \sum_{j=1}^N r_{ij}, \quad (14)$$

где r_{ij} – величина ресурса, выделенного j -м агентом для i -й ячейки. При этом величина ресурса, который могут получить все агенты суммарно от i -й ячейки, равна:

$$E_i(R_i) = \exp(-k_s s_i) k_i \varphi_i(R_i), \quad (15)$$

где k_i – эффективность i -й ячейки, k_s – количество ресурса, которое тратится ячейкой на одного агента (например, это может быть расход ресурса на взаимодействие с агентом), s_i – количество агентов, которые выбрали i -ю ячейку, функция φ_i является функцией эффективности ячейки и имеет следующий вид:

$$\varphi_i(x) = \alpha_1 [1 - \exp(-\alpha_2 x)]. \quad (16)$$

На рис. 40 представлена графическая интерпретация функции эффективности (16). В отличие от базовой модели (§2.2) здесь выбрана более гибкая в настройке нелинейная функция эффективности. Множитель $\exp(-k_s s_i)$ в формуле (15)

приводит к уменьшению вырабатываемого ресурса, и это уменьшение тем больше, чем больше агентов взаимодействует с данной ячейкой.

В конце периода T рассчитывается количество ресурса, которое будет получено каждым агентом от i -й ячейки, по формуле:

$$P_{ij} = E_i(R_i) \frac{r_{ij}}{\sum_{l=1}^N r_{il}}, \quad (17)$$

Общий ресурс, полученный j -м агентом в период T , рассчитывается по формуле:

$$SP_j = \sum_{i=1}^M P_{ij}. \quad (18)$$

В конце периода T ресурс j -го агента увеличивается на количество нового полученного ресурса SP_j :

$$K_j(T) = K_j(T-1) + SP_j. \quad (19)$$

Общий ресурс всего сообщества агентов в конце периода T рассчитывается по формуле:

$$SK(T) = \sum_{j=1}^N K_j(T). \quad (20)$$

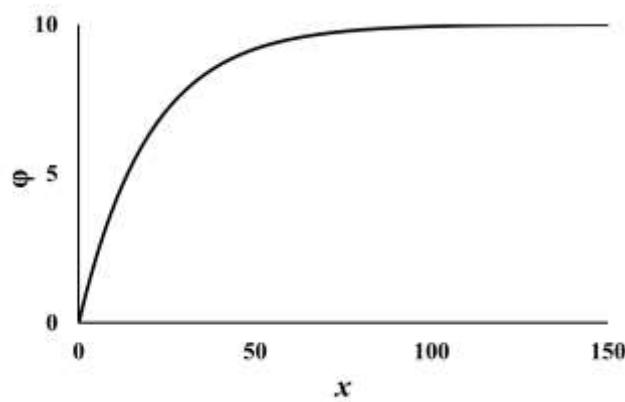


Рис. 40. Графический вид функции эффективности

Решение о том, какую часть ресурса выделить для определенной ячейки, принимается агентами в течение итеративного процесса, который состоит в следующем.

На первой итерации агенты, учитывая эффективности ячеек и собственный ресурс ячейки, рассчитывают оценки, которые характеризуют эффект, получаемый от отдельной ячейки. Величины оценок рассчитываются по формуле:

$$A_{ij} = d_{ij} k_i \varphi_i(R_{i0}), \quad (21)$$

где d_{ij} – текущая степень доверия j -го агента к i -й ячейке. В начале функционирования степени доверия имеют одинаковую величину и равны 0.1. В процессе обучения степени доверия к ячейкам меняются. Процесс изменения степеней доверия при обучении представлен ниже.

На второй и последующих итерациях уже учитываются намерения других агентов и оценки рассчитываются по формуле:

$$A_{ij} = d_{ij} P_{ij} = d_{ij} \exp(-k_s s_i) k_i \varphi(R_i) \frac{r_{ij}}{\sum_{l=1}^N r_{il}}, \quad (22)$$

где R_i – предполагаемый ресурс, который будет у i -й ячейки после вкладов всех агентов, r_{il} – ресурс, намеченный к выделению l -м агентом для i -й ячейки на предыдущей итерации.

После получения оценок агенты принимают решение о том, какую часть ресурса выделить для каждой ячейки. Величина выделяемого ресурса рассчитывается по формуле:

$$r_{ij} = K_j \frac{A_{ij}}{\sum_{l=1}^M A_{lj}}, \quad (23)$$

где K_j – ресурс j -го агента. Делается достаточно большое число итераций, затем итерации заканчиваются. На последней итерации каждый агент принимает решение, о том, какую часть ресурса выделить для той или иной ячейки, эта часть равна величине r_{ij} , полученной на этой итерации.

Агенты в течение функционирования обучаются. Обучение происходит без учителя, путем изменения *степеней доверия* к ячейкам. В конце каждого периода T , после получения информации о получаемом ресурсе от ячейки, агент пересчитывает текущие степени доверия по следующему правилу:

$$d_{ij}(T+1) = d_{ij}(T) + \beta Q(P_{ij})[1 - d_{ij}(T)] - \gamma d_{ij}(T), \quad (24)$$

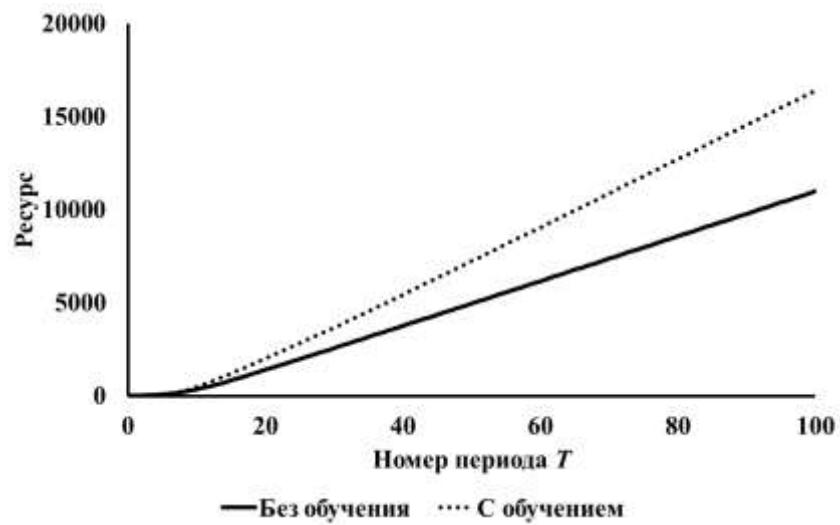
где β ($0 < \beta \leq 1$) – параметр скорости обучения, $Q(x) = x / (1 + x)$, P_{ij} – ресурс, полученный j -м агентом от i -й ячейки, γ ($0 < \gamma < 1$) – параметр «забывания». Таким образом, переоценка величин d_{ij} происходит согласно тому, какое количество ресурса получил агент от определенной ячейки. Чем больше величина полученного ресурса, тем выше будет доверие агента к этой ячейке. Заметим, что если прирост прибыли незначительный, то степень доверия уменьшается. Последнее слагаемое характеризует уменьшение степени доверия, «забывание» навыка, аналогично испарению феромона в муравьиных алгоритмах [39].

Описанный алгоритм обучения позволяет настроить степени доверия таким образом, что агенты распределяются по разным ячейкам. Разные характеры распределения исследованы и проанализированы с использованием компьютерного моделирования.

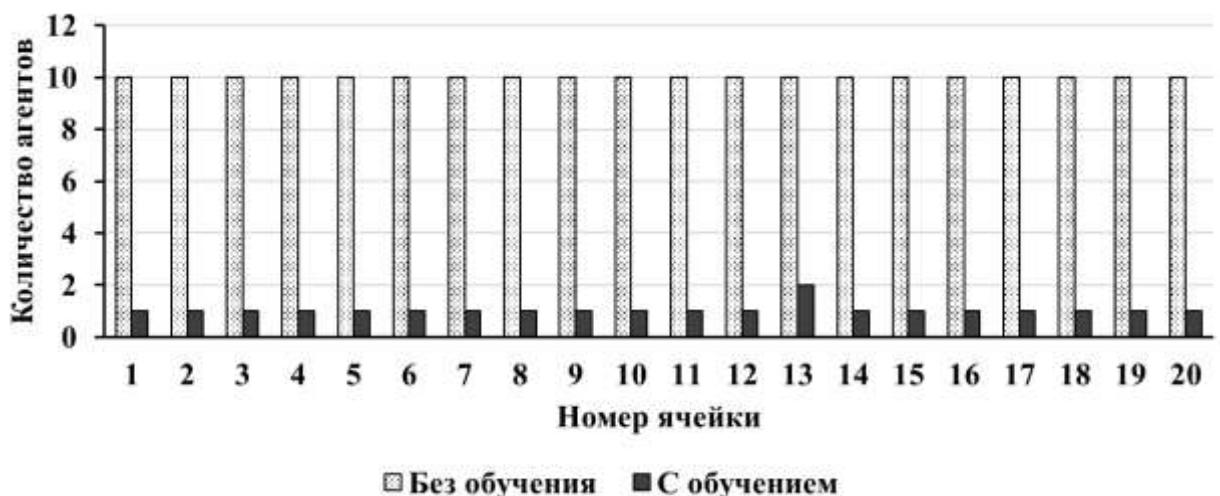
§2.7.2. Результаты компьютерного моделирования

Для описанной выше модели разработана компьютерная программа и проведены численные эксперименты. Параметры моделирования следующие: количество периодов $T = 100$, количество итераций $k_{iter} = 100$, количество агентов $N = 10$, количество ячеек $M = 10$ или 20 , параметры функции эффективности $\alpha_1 = 20.0$, $\alpha_2 = 0.05$, скорость обучения $\beta = 0.75$, параметр «забывания» $\gamma = 0.65$, количество ресурса, которое тратится агентом при нахождении в ячейке $k_s = 0.05$. Начальные ресурсы агентов и эффективности исходно были случайными и равномерно распределены в интервале $[0, 1]$.

На рис. 41 представлена динамика суммарного ресурса сообщества агентов. Видно, что в модели с обучением суммарный ресурс сообщества агентов значительно выше.

Рис. 41. Динамика суммарного ресурса агентов по периодам T

Проанализируем, каким образом агенты распределяются по ячейкам. На рис. 42 представлено, сколько агентов выбирают каждую ячейку в двух режимах: 1) с обучением и 2) без обучения. Видно, что в модели с обучением агенты выбирают одну определенную ячейку, кроме ячейки под номером 13. В модели без обучения агенты выбирают распределение ресурса по всем имеющимся ячейкам согласно полученным оценкам A_{ij} .

Рис. 42. Распределение агентов по ячейкам, $N = 10, M = 20$

С учетом того, что при выборе ячейки большим количеством агентов тратится больше ресурса (см. формулу (15)), по-видимому выгоднее, когда агенты распределяются между ячейками по одному. Рис. 42 демонстрирует, что в

процессе самоорганизации, в режиме с обучением, агенты могут распределиться между ячейками по одному или два агента, в отличии от режима без обучения, где каждый агент выделяет часть ресурса для каждой из имеющихся ячеек. Проведенные эксперименты показали, что обучение работает только совместно с итерациями. Если итерации не проводятся, количество суммарного ресурса в режиме с обучением и без обучения одинаковы.

Исследуем характер распределения агентов по ячейкам для случая, когда ячеек больше, чем агентов ($M > N$). В Таблице 1 представлена подробная информация о распределении. Строки в таблице упорядочены по убыванию начального ресурса агентов.

Таблица 1

Распределение агентов по ячейкам

| Номер агента | Начальный ресурс агента | Эффективности ячеек, которые выбраны агентом | Номера ячеек, которые выбраны агентом |
|--------------|-------------------------|--|--|
| 5 | 0.94 | 0.99 | 13 |
| 6 | 0.86 | 0.99 | 13 |
| 9 | 0.67 | 0.97 | 8 |
| 8 | 0.66 | 0.96 | 11 |
| 10 | 0.64 | 0.92 | 7 |
| 1 | 0.54 | 0.91 | 14 |
| 2 | 0.48 | 0.83 | 1 |
| 4 | 0.33 | 0.73 | 5 |
| 3 | 0.25 | 0.72 | 9 |
| 7 | 0.24 | 0.08, 0.20, 0.02, 0.23, 0.15, 0.57, 0.26, 0.09, 0.04, 0.58, 0.40, 0.22 | 2, 3, 4, 6, 10, 12, 15, 16, 17, 18, 19, 20 |

Видно, что в результате самоорганизации все агенты, кроме 7-го, выбирают одну из ячеек, при этом выбранные агентами ячейки различаются, за исключением ячейки 13, выбранной 5-м и 6-м агентами одновременно. Седьмой агент

распределяет ресурс между 12-ю ячейками. Стоит отметить, что 7-ой агент выбирает все оставшиеся ячейки. Анализ таблицы показывает, что все остальные агенты выбирают более эффективные ячейки, причем, чем больший ресурс имеется у агента, тем у него больше шансов захватить более эффективную ячейку в конкурентной борьбе. Агенту с наименьшим количеством ресурса (в данном эксперименте это 7-й агент) остаются менее эффективные ячейки. Интересен тот факт, что, несмотря на это, в результате функционирования сообщества, ресурс 7-го агента становится больше, чем у всех остальных агентов. Это происходит за счет того, что 7-й агент выделяет ресурсы для большего количества ячеек, и так как эти ячейки (менее эффективные) больше никто не выбрал, весь новый ресурс, выработанный этими ячейками, забирается 7-м агентом.

Также анализировалось поведение агентов при количестве ячеек $M = 10$. Полученное распределение представлено на рис. 43.

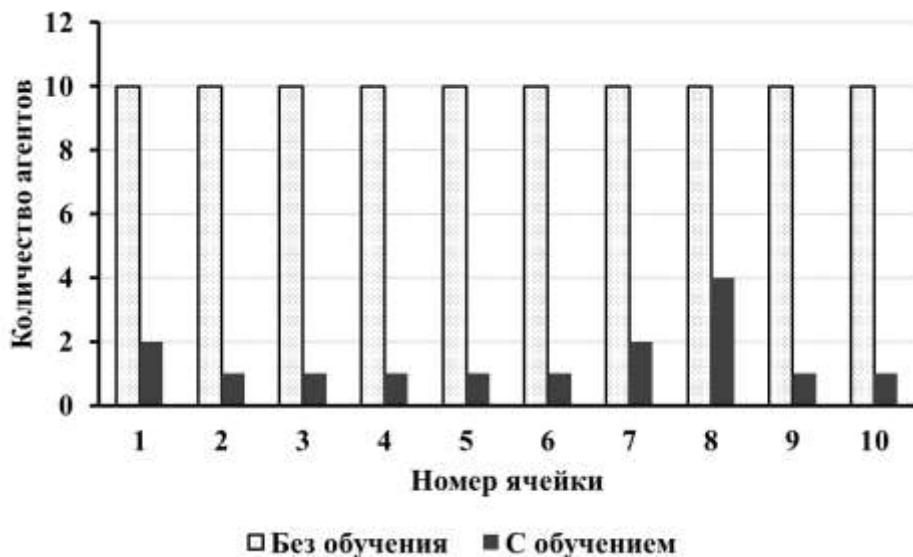


Рис. 43. Распределение агентов по ячейкам, $N = M = 10$

В этом случае характер поведения агентов при обучении аналогичен предыдущему случаю. Агенты с большим ресурсом выбирают самую эффективную ячейку, в данном эксперименте это 8-я ячейка, которую выбрали четыре агента. Оставшиеся ячейки в процессе конкурентного взаимодействия распределяются между оставшимися агентами. Видно, что агенты разбиваются на группы по 1-му, 2 или 4 агента на одну ячейку в режиме с обучением. Причем

более эффективные ячейки выбираются большим количеством агентов (в данном эксперименте это ячейки 8, 7 и 1). Режим без обучения аналогичен случаю $M > N$.

Предложенный алгоритм может быть использован в задачах, которые возникают при исследовании коллективного поведения. В частности, возможно применение в групповой робототехнике, для таких задач как распределение группы роботов в пространстве (dispersion) или распределении задач между членами коллектива (Task Allocation) [60].

§2.8. Выводы по второй главе

Таким образом, в данной главе детально исследованы процессы поиска решений автономными агентами, которые обмениваются информацией с целью выработки коллективного поведения в многоагентной системе.

1. Построена и проанализирована базовая модель взаимодействия инвесторов и производителей в среде прозрачной экономической системы. Разработан итеративный процесс принятия решений агентами-инвесторами. Проведены компьютерные эксперименты, которые продемонстрировали сходимость итеративного процесса.

2. Показано, что наличие итераций приводит к более эффективному сотрудничеству в экономическом сообществе, чем аналогичное сотрудничество без итераций. Для всех проведенных контрольных расчетов итеративный процесс сходится.

3. Предложены четыре специальные модели, развивающие базовую:

- 1) модель с «открытой» монополией,
- 2) модель «нечестной» конкуренции, в которой инвесторы не совсем честны: они вкладывают капитал только в одного преимущественного производителя, а не во всех тех, о которых они предварительно сообщили всему экономическому сообществу,
- 3) модель с гибким распределением прибыли, в которой производители при распределении прибыли учитывают свой собственный вклад в производство.
- 4) обобщенная модель самоорганизации агентов при решении задачи распределения ресурса между ячейками.

4. Показано, что базовая модель может быть использована для исследования различных процессов, происходящих в реальной экономике. Оригинальные черты модели: сотрудничество между инвесторами и производителями, открытость информации о капиталах и эффективностях производителей, а также о

намерениях инвесторов вложить капиталы в тех или иных производителей, итеративный процесс формирования размеров капиталовложений.

5. Исследована аналитическая модель для одного обобщенного инвестора и одного обобщенного производителя для того, чтобы определить характер поведения капиталов двух сообществ.

6. Разработана и исследована обобщенная модель самоорганизации агентов при решении задачи распределения некоторого ресурса между ячейками. Показано, что при наличии обучения и итерационного обмена информацией, агенты четко распределяются по небольшому числу агентов в каждой ячейке, при этом суммарный ресурс, накопленный сообществом агентов, больше, чем в модели без обучения и итераций. Это происходит, в том числе, благодаря конкурентной борьбе. В определенной степени данная модель является примером, доказывающим, что сотрудничество может быть выгодно конкурирующим агентам.

7. Наиболее важным результатом проведенного исследования является разработка нового метода выгодного распределения ресурса в конкурентной среде через сотрудничество.

ГЛАВА 3. ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ

§3.1. Эволюционные методы в агент-ориентированном подходе

При построении и исследовании агент-ориентированных моделей часто используются эволюционные методы. Впервые идея эволюционной многоагентной системы (EMAS – evolutionary multi-agent system) была предложена К. Цетнаровичем [91, 92]. Один из последних обзоров по EMAS приведен в [93]. В отечественной науке методы эволюционного моделирования в области МАС широко развиваются группой В.М. Курейчика в Южном федеральном университете [94 – 96]. Исследования эволюционных процессов в рамках многоагентной парадигмы приведены также в работах [97 – 99]. В этих работах авторами разработаны модели эволюции многоагентной экономической системы в информационном сообществе. Рассматриваются два типа моделей: 1) первая модель исследует динамику популяции малых высокотехнологичных фирм в структуре технопарка, 2) вторая модель исследует развитие популяции государств в информационном сообществе.

В эволюционных многоагентных системах основные процессы – наследование и отбор реализуются через воспроизведение и смерть агентов. Основные свойства агентов являются их генотипами и наследуются от родителей с некоторыми мутациями. При этом агенты могут обладать еще некоторыми знаниями, которые они приобретают в течение жизни, но они не наследуются. Эти знания или свойства определяют фенотип агента. При этом на поведение агента в популяции влияют и унаследованные свойства, и приобретенные в течение жизни агента. Агенты, которые имеют лучший генотип, могут лучше обучаться и набрать больший ресурс, поэтому они имеют больший шанс для воспроизведения. Таким образом, эволюционные процессы в многоагентной системе дают агентам возможности для воспроизведения и отбора [93].

Следует отметить, что в базовой модели, описанной во второй главе, присутствуют элементы эволюционных методов. В частности, в базовой модели заложена возможность деления агентов при достижении ими определенного

порога и прекращение существования, если капитал стал ниже определенного порога. То есть в модели присутствует конкурентный отбор и размножение. Но при этом у агентов-инвесторов нет генотипа в привычном понимании, инвесторы передают потомкам не генотип, а половину капитала. Для популяции производителей в качестве генотипа в базовой модели выступает эффективность производителя, и она передается по наследству, то есть здесь мы можем говорить об отборе. В данной главе процессы эволюции будут представлены в контексте традиционных эволюционных методов. Будут рассмотрены две модели для исследования эволюционных процессов в базовой модели, предложенной в Главе 2. В частности, будет рассмотрена 1) упрощенная эволюционная модель со степенями доверия равными 0 или 1 и 2) модель с непрерывными степенями доверия.

§3.2. Упрощенная эволюционная модель взаимодействия агентов

В главе 2 данной диссертационной работе предложена и исследована модель взаимодействия агентов двух типов в прозрачной среде. В этой системе происходит открытый обмен информацией внутри сообщества. При этом каждый агент- инвестор, принимая решение о капиталовложениях в агентов-производителей, знает свойства производителей и учитывает намечаемые капиталовложения других агентов-инвесторов.

В данном параграфе предлагается другой подход, когда нет открытого обмена информацией внутри сообщества инвесторов и производителей. В этом случае задача инвесторов существенно усложняется. Инвесторы должны найти разумное распределение капиталовложений в производителей, не зная заранее свойств производителей. Мы рассматриваем процесс эволюции сообществ и обучение инвесторов. Для простоты предполагаем, что производители могут быть эффективными или неэффективными. А инвесторы находят эффективных производителей, используя обучение и эволюцию аналогично работам [100-102]. Результаты данного параграфа опубликованы в статье [103].

§3.2.1. Описание упрощенной эволюционной модели

Пусть количество инвесторов и производителей равно N и M , соответственно. Предполагаем, что N и M велики: $N, M \gg 1$, и что N и M не меняются в ходе эволюции. Рассматриваем эволюцию популяции инвесторов. Каждое поколение инвесторов живет в течение T периодов времени, T – время жизни одного поколения. Время дискретно: $t = 1, \dots, T$. После $t = T$ происходит переход к следующему поколению эволюции.

Считаем, что половина производителей имеет эффективность $k_i = 1$ (эффективный производитель), а вторая половина – $k_i = 0$ (неэффективный производитель) (здесь и далее i – номер производителя, $i = 0, \dots, M$). Эффективности производителей задаются в начале жизни первого поколения случайным образом и не меняются в течение всего эволюционного процесса. Формально считаем, что имеется вектор эффективностей производителей \mathbf{G}_{pro} , компоненты которого равны k_i .

В каждом периоде t инвесторы делают капиталовложения в производителей, а в конце периода получают прибыль. Считаем, что инвесторам выгодно делать капиталовложения в эффективных производителей.

Каждый инвестор имеет генотип и фенотип. Генотипы инвесторов \mathbf{G}_{invj} формируются из *степени доверия* g_{ij} , где g_{ij} – это степень доверия j -го инвестора к i -му производителю (здесь и далее j – номер инвестора, $j = 0, \dots, N$). Если инвестор доверяет производителю, то соответствующий символ в генотипе равен 1, иначе символ равен 0. Таким образом, каждый инвестор j имеет генотип, определяемый цепочкой $\mathbf{G}_{invj} = \{g_{ij}\}$, g_{ij} равно 0 или 1. В начале эволюции генотипы инвесторов случайны. При переходе к новому поколению происходит отбор инвесторов и мутации их генотипов. То есть, генотипы потомков инвесторов отличаются от генотипов родителей небольшими мутациями. При мутации символ g_{ij} в генотипе инвестора с вероятностью p_m заменяется на 0 или 1.

Каждый инвестор характеризуется еще своим фенотипом. В качестве фенотипа выступает *текущая степень доверия* $\mathbf{D}_j = \{d_{ij}\}$, которая в момент рождения агента-инвестора совпадает с генотипом \mathbf{G}_{invj} , то есть $d_{ij} = g_{ij}$. Генотипы g_{ij} изменяются

только в процессе эволюции, а текущие степени доверия (фенотипы) d_{ij} могут меняться со временем в *процессе обучения*. Инвесторам нужно найти цепочку степеней доверия с компонентами, равными 0 либо 1, которая наиболее близка к цепочке эффективностей производителей \mathbf{G}_{pro} . Оптимальную цепочку для фенотипов \mathbf{D}_{max} каждый инвестор может найти в процессе обучения, а цепочка для генотипов \mathbf{G}_{max} может быть найдена в процессе эволюции. Очевидно, что обе оптимальные цепочки совпадают с цепочкой вектора эффективностей производителей \mathbf{G}_{pro} , то есть $\mathbf{G}_{max} = \mathbf{D}_{max} = \mathbf{G}_{pro}$. Таким образом, рассматривается *дарвиновская эволюция*, так как по наследству передаются потомкам генотипы (с малыми мутациями), а не фенотипы.

В конце жизни каждого поколения происходит отбор инвесторов в следующее поколение в соответствии с конечными фенотипами. Если инвестор отбирается в следующее поколение, то он получает генотип $\mathbf{G}_{inv,j}$ от родителя (с мутациями), а фенотипы инвесторов \mathbf{D}_j в начале жизни каждого поколения равны генотипам $\mathbf{G}_{inv,j}$.

§3.2.2. Процесс обучения

Обучение для каждого инвестора происходит методом проб и ошибок следующим образом. В цепочке фенотипа инвестора \mathbf{D}_j каждый символ заменяется случайным образом на 0 или 1. После этого j -й инвестор оценивает новую возможную прибыль от i -го производителя P_{ij} . Почти во всех случаях считаем, что прибыль j -го инвестора от i -го производителя равна $P_{ij} = k_i d_{ij}$. Кроме того, считаем, что, если инвестор доверяет производителю ($d_{ij} = 1$), а прибыли нет ($k_i = 0$), это приводит к ненужному расходу инвестора, поэтому в этом случае прибыль равна -1 : $P_{ij} = -1$ (Таблица 2).

Затем сравниваются прибыли P_{ij} до замены и после замены символа в генотипе. Если прибыль после замены увеличилась, то принимается новое d_{ij} . Если прибыль после замены уменьшилась, то восстанавливается старое значение d_{ij} .

Прибыль инвестора P_{ij} при различных d_{ij} и k_i

| d_{ij} | k_i | P_{ij} |
|----------|-------|----------|
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | -1 |
| 1 | 1 | 1 |

В конце каждого периода рассчитывается суммарная прибыль $SumP_j$ каждого инвестора:

$$SumP_j = \sum_{i=1}^M P_{ij}. \quad (25)$$

Если инвестор правильно обучился, то $SumP_j = M/2$.

Таким образом, при обучении происходит приближение цепочек фенотипов D_j к оптимальной цепочке G_{max} .

Анализ схемы обучения с учетом Таблицы 1 показывает, что расстояние по Хеммингу между цепочкой фенотипов D_j и оптимальной цепочкой $G_{max} = G_{pro}$ для j -го инвестора определяется выражением:

$$\rho(D_j, G_{max}) = M/2 - SumP_j. \quad (26)$$

§3.2.3. Отбор инвесторов

В конце поколения происходит отбор инвесторов в следующее поколение в соответствии с их приспособленностями. Считаем, что приспособленность каждого инвестора равна:

$$f_j = \exp(SumP_j - M/2) + \varepsilon, \quad (27)$$

где малый положительный параметр ε ($0 < \varepsilon \ll 1$) учитывает случайность внешней среды.

Для отбора используется *метод пропорционального отбора* (fitness proportionate selection) [100, 117]. В новую популяцию отбирается ровно N инвесторов.

Дополнительно можно учесть нагрузку на инвесторов при обучении. В этом случае будем считать, что приспособленность инвестора уменьшается под действием этой нагрузки:

$$fm_j = \exp(-\alpha r) \{ \exp(SumP_j - M/2) + \varepsilon \}, \quad (28)$$

где $\alpha > 0$ параметр, который учитывает нагрузку, связанную с обучением, $r = |SumP_{0j} - SumP_j|$ – разница между суммарными прибылями до обучения ($SumP_{0j}$) и после обучения ($SumP_j$) для рассматриваемого инвестора. Таким образом, чем больше интенсивность обучения, тем большую нагрузку несет инвестор.

§3.2.4. Результаты компьютерного моделирования

Общий подход и параметры моделирования. Предложенная выше модель исследована с помощью компьютерного моделирования. При численных расчетах определялась динамика средних по популяции расстояния по Хеммингу до оптимума $\langle \rho \rangle = \langle \rho(\mathbf{G}_{invj}, \mathbf{G}_{max}) \rangle$ и суммарной прибыли инвесторов $\langle SumP \rangle$.

Моделирование проводилось для двух режимов: 1) с обучением и 2) без обучения, в этом случае считается, что фенотипы все время равны генотипам $\mathbf{D}_j = \mathbf{G}_{invj}$ и, тем самым, отбор согласно приспособленностям (27) происходит в соответствии с генотипами. Во втором случае имеем режим «чистой эволюции». Также проводилось моделирование в режиме 3) с дополнительной нагрузкой на обучение. В этом случае приспособленность инвестора рассчитывалась по формуле (17).

Параметры расчетов были выбраны следующим образом. Длина цепочки $\mathbf{G}_{pro} = \{k_1, \dots, k_N\}$, определяющей эффективности производителей k_i , была достаточно велика: $M = 100$. $k_i = 1/0$ для эффективного/неэффективного производителя. Количество инвесторов полагаем также равной 100, то есть

$N = 100$, интенсивность мутаций (вероятность замены каждого символа генотипа в одном поколении) $p_m = N^{-1} = 0.01$, число периодов времени в течение одного поколения полагаем равным $T = 2$. Параметр $\varepsilon = 10^{-5}$. Полученные результаты были усреднены по 2000 расчетам.

На рис. 44 представлена зависимость от номера поколения T_G среднего по популяции расстояния по Хеммингу $\langle \rho \rangle = \langle \rho(G_{inv_j}, G_{max}) \rangle$ между цепочками генотипов G_{inv_j} и оптимальной цепочкой G_{max} . Приспособленности особей определялись выражением (27). Данный эксперимент иллюстрирует, что при отсутствии обучения эволюционный процесс не приводит к нахождению оптимального генотипа G_{max} . Если же обучение присутствует, эволюция приводит к нахождению оптимальной цепочки.

Как и в работе [100], в данной модели не происходит уменьшения ρ в процессе «чистой эволюции» за счет того, что все инвесторы в этом режиме имеют приближенно одинаковое значение приспособленности, равное ε . Отбор инвесторов в новое поколение осуществляется вероятностно, а так как приспособленности одинаковые, то не происходит селекции лучших инвесторов.

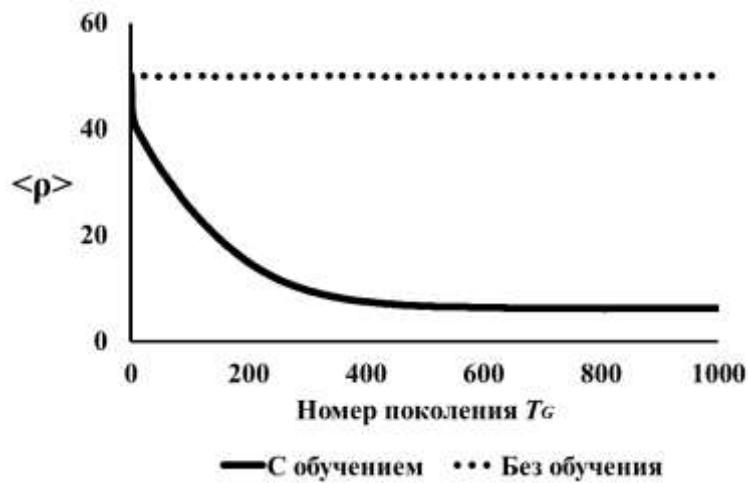


Рис. 44. Зависимость среднего по популяции расстояния между цепочками генотипов инвесторов G_{inv_j} и оптимальной цепочкой G_{max} $\langle \rho \rangle = \langle \rho(G_{inv_j}, G_{max}) \rangle$ от номера поколения T_G

Динамика средней суммарной прибыли инвесторов *SumP* для этих режимов представлена на рис. 45.

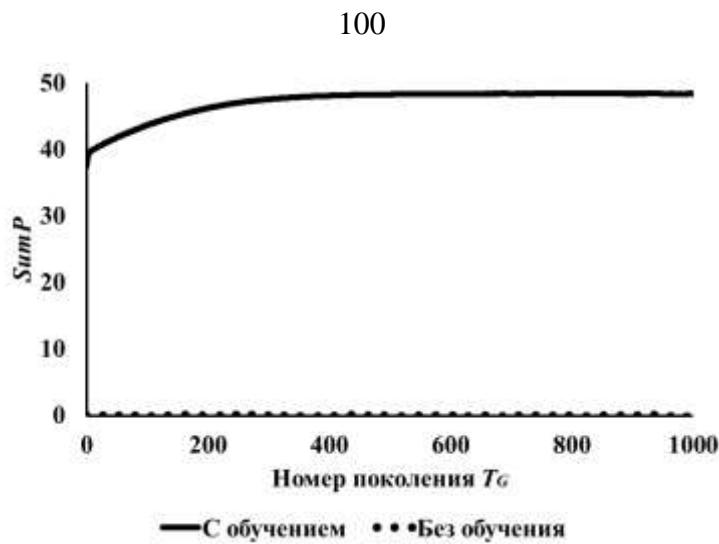


Рис. 45. Зависимость средней суммарной прибыли $SumP$ инвесторов от номера поколения T_G

Видно, что в модели с обучением средняя суммарная прибыль $SumP$ приближается к максимально возможной средней прибыли, равной $M/2$. В модели без обучения средняя суммарная прибыль близка к 0.

На рис. 46 показано, как происходит эффект ускорения эволюционного процесса за счет обучения.

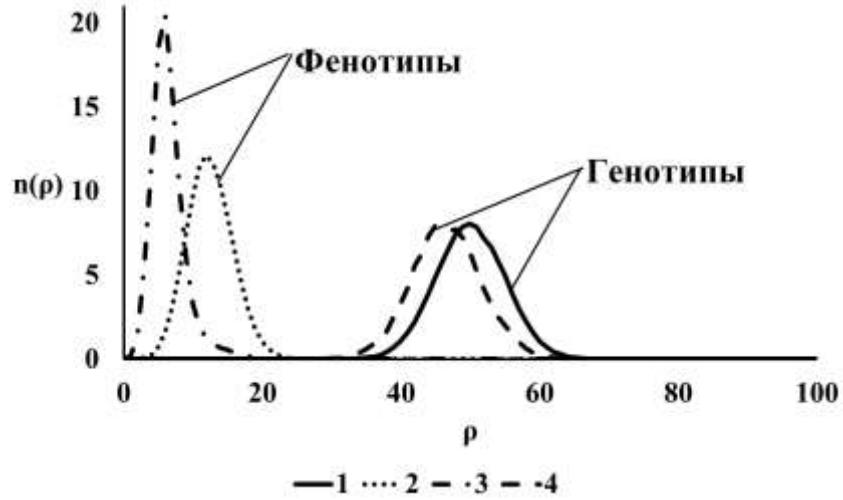


Рис. 46. Распределение инвесторов $n(\rho)$ по величинам ρ в первом поколении эволюции: 1 – распределение по $\rho = \rho(G_{invj}, G_{max})$ для исходных генотипов до обучения, 2 – распределение по $\rho = \rho(D_j, G_{max})$ для фенотипов инвесторов после обучения, но еще до отбора, 3 – распределение по $\rho = \rho(D_j, G_{max})$ для отобранных инвесторов, 4 – распределение по $\rho = \rho(G_{invj}, G_{max})$ для генотипов отобранных инвесторов в конце поколения

Постепенное уменьшение расстояния между цепочками генотипов $\rho(G_{invj}, G_{max})$ происходит следующим образом. При обучении расстояния $\rho = \rho(D_j, G_{max})$

становятся достаточно малыми и распределение инвесторов $n(\rho)$ по фенотипам D_j смещается в сторону меньших ρ , при этом приспособленности инвесторов значительно различаются и в результате в новое поколение отбираются инвесторы с малыми значениями $\rho = \rho(D_j, G_{max})$.

Таким образом, в результате отбора происходит селекция инвесторов, генотипы которых также приближаются к G_{max} . В результате при переходе к новому поколению величина $\rho = \rho(G_{inv,j}, G_{max})$ в популяции уменьшается, соответственно увеличивается суммарная прибыль $SumP_j$, и в ходе эволюции средняя суммарная прибыль для популяции инвесторов приближается к оптимальной прибыли, которую может получить инвестор.

Также был проведен анализ влияния нагрузки на обучение инвесторов на моделируемые процессы. При этом использовалось выражение (28) для приспособленности инвесторов. Показано, что учет нагрузки на обучение приводит к ускорению нахождения оптимальной цепочки G_{max} инвесторами и к росту скорости роста прибыли инвесторов. Для данного случая проведены расчеты для средней суммарной прибыли $SumP$. Результаты приведены на рис. 47.

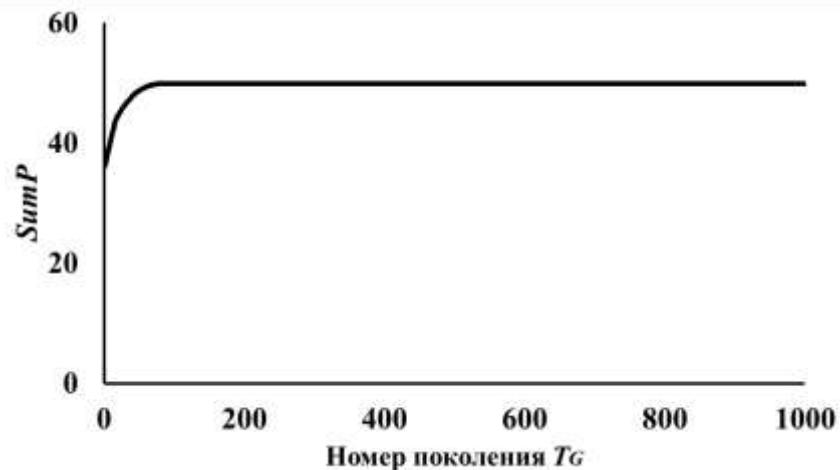


Рис. 47. Зависимость средней суммарной прибыли $SumP$ инвесторов от номера поколения T_G ; учитывается влияние нагрузки на обучение, приспособленность особей определяется формулой (28)

Видно, что скорость роста прибыли здесь (рис. 47) выше, чем на рис. 45, а сама прибыль $SumP$ практически совпадает с максимально возможной $M/2 = 50$ и равна 49.9.

§3.3. Эволюционная модель с непрерывными степенями доверия

§3.3.1. Описание модели

В отличие от упрощенной эволюционной модели, рассмотренной выше, здесь степени доверия представляют собой непрерывные величины, распределённые в интервале $[0, 1]$. Результаты данного раздела опубликованы в статье [104].

Распределение капиталовложений происходит согласно формулам (1) – (7) для базовой модели. При этом степень доверия определяет генотип агента-инвестора, а коэффициент эффективности определяет генотип агента-производителя. Процесс эволюции включает в себя *отбор* агентов в новое поколение и *мутации*, которые происходят в конце каждого поколения. Количество агентов от поколения к поколению не меняется (если не происходит вымирания всего экономического сообщества). Более успешные агенты могут иметь несколько потомков.

С помощью генов агенты передают информацию в следующие поколения. Генотипы сообщества инвесторов G_{inv} формируются из *степеней доверия* g_{ij} . Генотипы производителей G_{pro} формируются из эффективностей производителей k_i . В начале рассматриваемого процесса эволюции генотипы g_{ij} и k_i задаются случайным образом и равномерно распределены в интервале $[0, 1]$. Генотип задается в момент рождения агента и не меняется в течение его жизни. Генотипы потомков отличаются от генотипа родителя небольшими мутациями.

У инвесторов имеется также *текущая* степень доверия, которая в момент рождения агента-инвестора совпадает с генотипом $d_{ij} = g_{ij}$, где d_{ij} – текущая степень доверия j -го инвестора к i -му производителю. Генотипы g_{ij} изменяются только посредством эволюции, а текущие степени доверия d_{ij} могут меняться от

периода к периоду в *процессе обучения*. Рассматривается дарвиновская эволюция, так как по наследству передаются потомкам генотипы (с малыми мутациями), а не фенотипы.

Отбор производителей и инвесторов в новое поколение выполняется в соответствии с их функциями приспособленностей $f(K_{pro})$ и $f(K_{inv})$. В данном случае полагалось, что функция приспособленности имеет вид $f(K) = \exp(\beta K)$, где K – конечный (в конце поколения) капитал инвестора или производителя, β – параметр интенсивности отбора. Для отбора используется *рулеточный метод* (roulette wheel selection) [117]. Конечный капитал родителя делится между потомками поровну.

§3.3.2. Обучение инвесторов

Обучение происходит без учителя, путем изменения *степеней доверия* к производителям. В конце каждого периода T после получения прибыли от производителя инвестор пересчитывает текущие степени доверия по следующему правилу:

$$d_{ij}(T+1) = d_{ij}(T) + \alpha Q(P_{ij}) \left[1 - d_{ij}(T) \right] - \gamma d_{ij}(T) , \quad (29)$$

где α ($\alpha > 0$) – параметр скорости обучения, $Q(x) = x/C_{ij}$, P_{ij} – прибыль, полученная j -м инвестором от i -го производителя, C_{ij} – размер капиталовложения инвестора. Последнее слагаемое характеризует уменьшение степени доверия, «забывание» навыка.

§3.3.3. Результаты компьютерных экспериментов

Для анализа модели было проведено компьютерное моделирование. Основные параметры моделирования были следующие:

- число периодов внутри поколения: $N_T = 10$;
- число итераций в каждом периоде: $k_{iter} = 1$ и 100 ;

- минимальные пороги капиталов производителей и инвесторов (если капитал становился ниже этих порогов, то соответствующий производитель или инвестор погибал): $Th_{min_pro} = 0.01$; $Th_{min_inv} = 0.01$;
- коэффициенты инфляции и амортизации: $k_{amr} = k_{inf} = 1.0$;
- начальное количество производителей и инвесторов: $M_0 = 20$; $N_0 = 20$;
- количество производителей и инвесторов в каждом поколении: $M = N = 20$;
- максимальное число производителей m , в которое мог вкладывать капитал инвестор $m = 20$;
- доля выплат из полученной производителями прибыли инвесторам $k_{repay} = 0.5$;
- параметр функции $F(x)$, определяющей величину прибыли: $a = 0.1$;
- порог линейно-пороговой функции $F(x)$: $Th = 100$;
- параметр скорости обучения: $\alpha = 0.9$;
- параметр забывания $\gamma = 10^{-4}$;
- интенсивность мутаций $P_{mut} = 0.1$;
- параметр интенсивности отбора $\beta = 10^{-3}$.

Результаты усреднялись по 100 независимым друг от друга расчетам. При моделировании использовалась линейно-пороговая функция прибыли (см. выражение (2), §2.2.1).

На рис. 48 представлены результаты компьютерных расчетов, которые демонстрируют влияние различных режимов работы программы на средний капитал инвесторов в одном поколении. Видно, что средний капитал инвесторов от поколения к поколению растет.

Причем в режиме «с обучением и итеративными оценками» средний капитал инвесторов больше, чем в модели без обучения и итераций. Режимы «с обучением, без итераций» и «без обучения, с итерациями» компенсируют друг друга, поэтому их результаты несущественно отличаются. То есть, когда инвесторы не используют режим обучения, работают итерации, а когда не работают итерации, их роль играет обучение. На рис. 49, 50 представлены

диаграммы, показывающие степень влияния разных режимов. Следует отметить, что наибольшее влияние обучения наблюдается при росте капитала, в периоде от 0 до 30.



Рис. 48. Зависимость среднего капитала инвесторов от номера поколения T_g

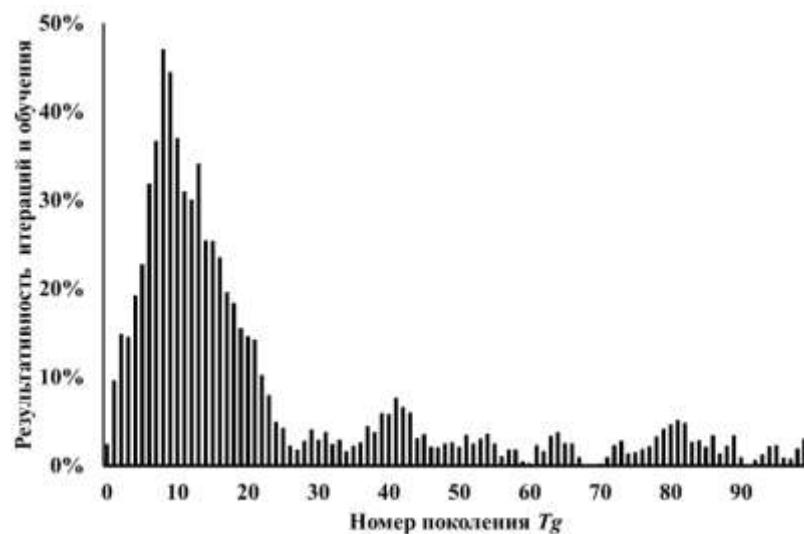


Рис. 49. Роль итеративных оценок и обучения. Разница между средними капиталами инвесторов для режима с обучением и итерациями и режима без обучения и итераций

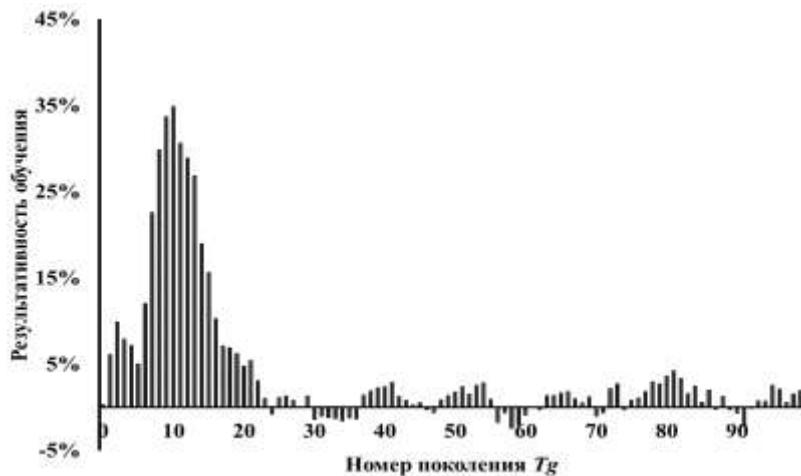


Рис. 50. Роль обучения без итераций. Разница между средними капиталами инвесторов для режима с обучением и режима без обучения. Без итеративных оценок

Аналогичные результаты получаются, если сравнивать режимы без обучения: с итеративными оценками и без итеративных оценок.

Влияние эволюционных процессов на генотип производителей. На рис. 51 представлено, как меняется средний коэффициент эффективности производителей от поколения к поколению.

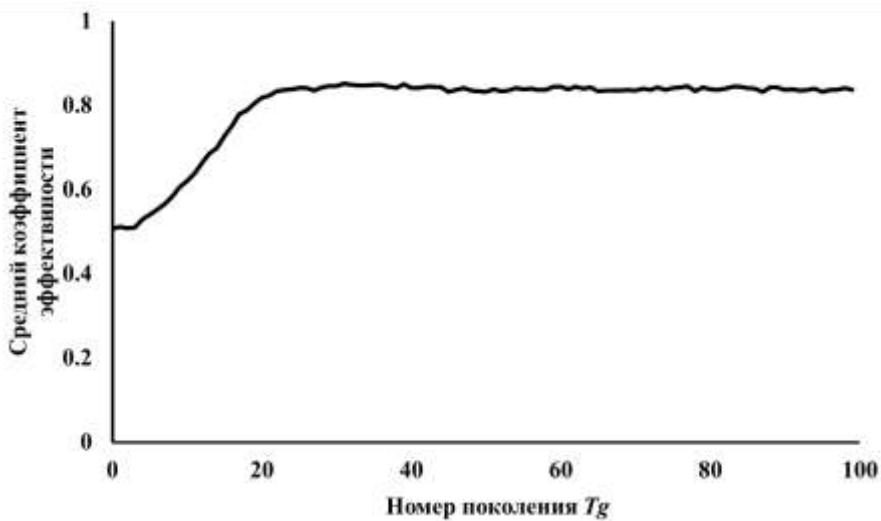


Рис. 51. Зависимость среднего коэффициента эффективности производителей от номера поколения

Видно, что средний коэффициент эффективности производителей растет. При моделировании без обучения и итеративных оценок получаются аналогичные результаты, но в фазе роста капиталов средние коэффициенты в режиме «с

обучением и итерациями» выше на 2-10%. При увеличении параметра интенсивности отбора средний коэффициент эффективности стремится к 1, но при этом сообщество в целом получает меньший капитал. Это происходит по причине того, что более эффективные производители делятся интенсивнее, не успев набрать капитал.

На рис. 52 представлена динамика текущей степени доверия для первого инвестора в последнем поколении при $T = 1$ (до обучения) и $T = 100$ (после обучения). Видно, что инвестор перенастраивает степени доверия к производителям в зависимости от того, какую прибыль он получает от них.

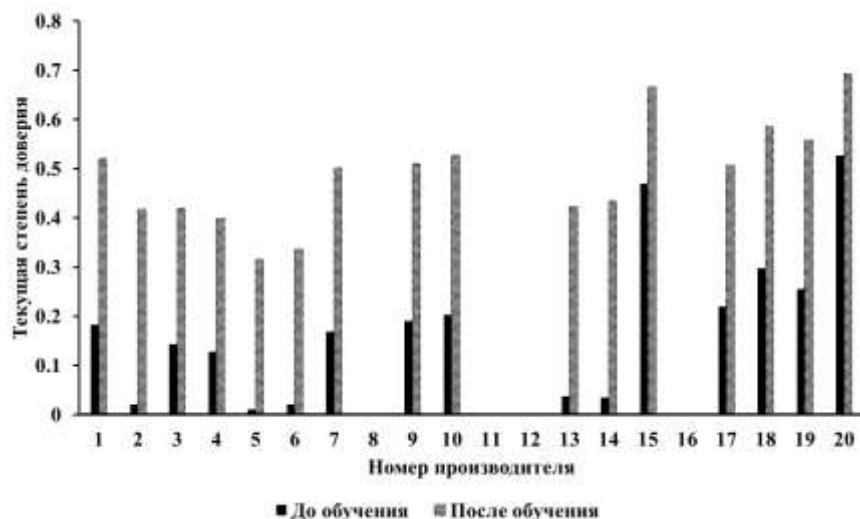


Рис. 52. Изменение текущей степени доверия для первого инвестора ($T_g = 100$)

Рассмотрим подробнее как работают итерации внутри периода. На рис. 53, 54 представлена динамика капиталовложений в производителей в зависимости от номера итераций в последнем поколении. Данные приведены для первого (рис. 53) и последнего инвесторов (рис. 54) в периоде $T = 100$. Видно, что инвесторы имеют разную динамику капиталовложений.

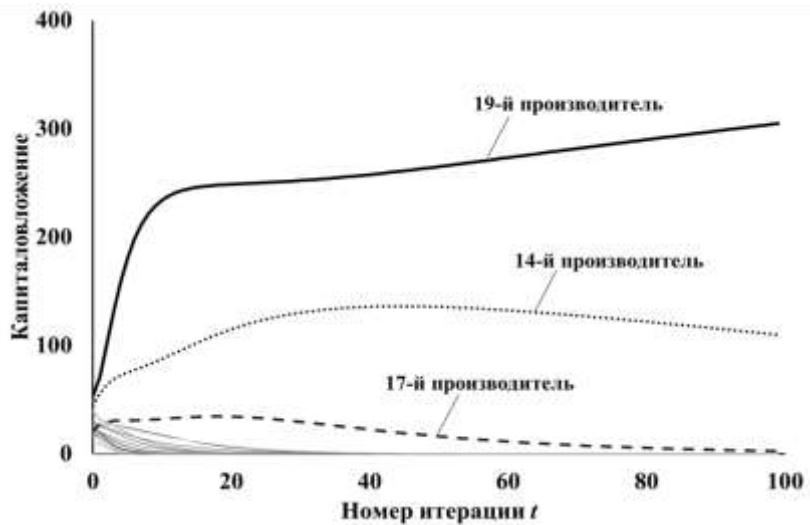


Рис. 53. Динамика капиталовложений для *первого* инвестора ($T_g = 100, T = 100$)

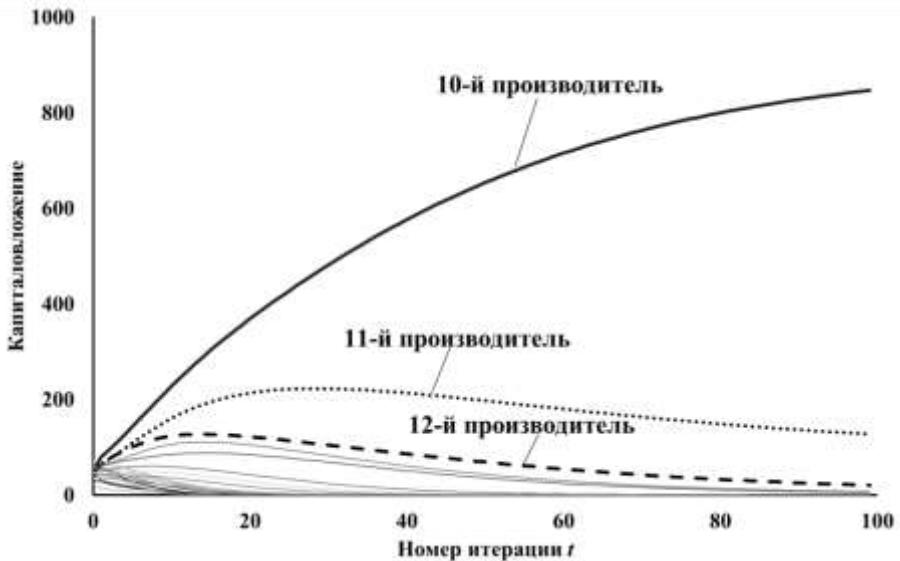


Рис. 54. Динамика капиталовложений для *последнего* инвестора, $T_g = 100, T = 100$

Здесь важно отметить, что данный результат отличается от результатов исследований для базовой модели, так как в базовой модели инвесторы имеют схожую динамику распределения капитала и инвесторы ранжируют производителей одинаково в пределах одного периода. В данном случае производитель, который выбирается для максимального капиталовложения у разных инвесторов, разный. С этим результатом связан еще один интересный эффект, который наблюдается в эволюционной модели: инвесторы распределяют свои капиталовложения таким образом, что в каждого производителя делают

вклады не более одного-трех инвесторов, при этом у инвесторов есть возможность делать вклады во всех производителей. То есть в результате самоорганизации все сообщество разбивается на небольшие группы: 1) один производитель – один инвестор, 2) один производитель – два инвестора и 3) один производитель – три инвестора. При этом следует учесть, что это происходит в последних поколениях, где в основном все производители имеют высокую эффективность и большой капитал. Функция $Q(x)$ из выражения (29) в данном эксперименте имела вид $Q(x) = x / (H + x)$, где H – параметр функции Q , этот параметр порядка характерной прибыли P_{ij} . Количество производителей и инвесторов увеличено до 100. Результаты представлены на рис. 55. Видно, что в каждого производителя делают капиталовложения не более 1-3-х инвесторов.

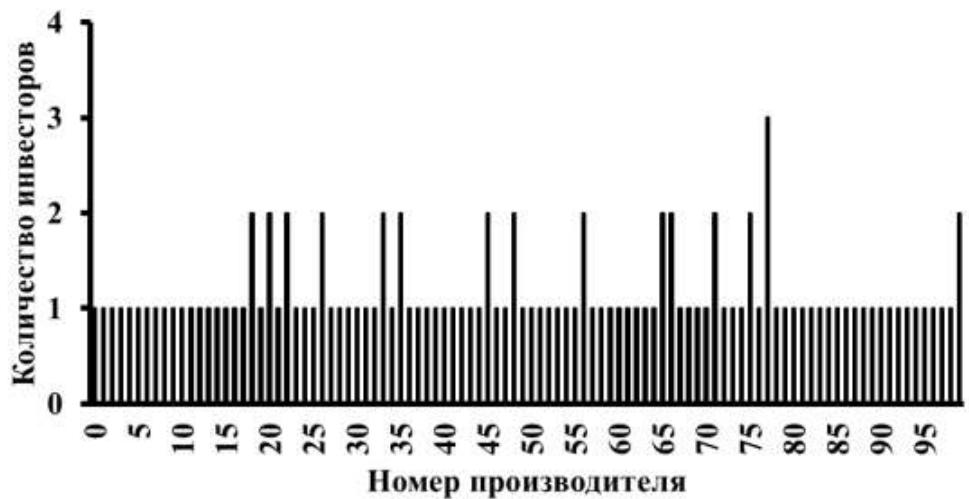


Рис. 55. Распределение инвесторов по производителям ($T_g = 100$, $N_T = 100$, $M = N = 100$, $m = 100$, $k_{repay} = 0.6$; $a = 0.01$; $Th = 100$; $H = 100$, $\alpha = 0.5$; $\gamma = 0.1$; $P_{mut} = 0.1$)

Следует отметить, что итерации играют важную роль в модели. Они позволяют учитывать действия других инвесторов. Небольшой эффект от обучения при формировании текущей степени доверия, можно объяснить тем, что инвесторы, делая итеративные оценки, также обучаются.

На рис. 48 видно, что результаты режима «без обучения» близки к результатам работы режима «с обучением». Данный эффект можно объяснить следующим образом. При эволюционном отборе в новое поколение отбираются

более эффективные агенты. В режиме «без обучения» этот отбор происходит жестче, так как здесь обучение не помогает менее эффективным агентам накопить капитал, и они быстрее исчезают из популяции. При некоторых входных параметрах режим «без обучения» более выгоден для сообщества.

§3.4. Выводы по третьей главе

Таким образом, в третьей главе исследовано влияние эволюционных процессов и обучения инвесторов на поведение экономических агентов в конкурентной среде. В настоящей главе были получены следующие результаты:

1. Построена и исследована модель взаимодействия между обучением и эволюцией для упрощенного случая взаимодействия популяции инвесторов и популяции производителей.
2. Показано, что обучение инвесторов может значительно ускорять эволюционный поиск максимальной эффективности капиталовложений инвесторов в производителей.
3. Проведен анализ влияния нагрузки при обучении на инвесторов на моделируемые процессы. Показано, что нагрузка на обучение может проводить к дополнительному ускорению эволюционного поиска.
4. Предложена эволюционная модель с *непрерывными степенями доверия*. Результаты компьютерного моделирования показали, что в процессе эволюции выживают наиболее приспособленные агенты, то есть те производители, которые имеют более высокую эффективность, и те инвесторы, которые имеют более «правильные» степени доверия изначально.
5. Показана положительная роль итеративных оценок в эволюционной модели с непрерывными степенями доверия. Проведены эксперименты с моделью в двух режимах 1) с обучением и итерациями и 2) без обучения и итераций. Также отдельно исследована роль обучения для модели без итераций, а только с обучением.
6. Показано, что в модели с непрерывными степенями доверия инвесторы могут правильно настроить степени доверия к производителям в зависимости от размера прибыли, которую они могут получить.
7. Показано, что в модели с непрерывными степенями доверия в сообществе инвесторов присутствует эффект *самоорганизации*.

ГЛАВА 4. ДРУГИЕ МОДЕЛИ ПОИСКОВОГО ПОВЕДЕНИЯ АГЕНТОВ

В данной главе представлено еще две модели, демонстрирующие поисковое поведение агентов в различных прикладных задачах: 1) агент-ориентированная модель рынка аренды, 2) модель кооперирующихся агентов-охранников.

§4.1. Агент-ориентированная модель рынка аренды

В настоящее время вопрос о частной собственности на землю в регионах, особенно малоземельных, стоит очень остро и вызывает множество дискуссий, поэтому задача эффективного использования механизма аренды сельскохозяйственных угодий очень важна. Для муниципалитета региона важно выгодно распределить имеющиеся участки между землепользователями-арендаторами, учитывая их экономические характеристики [105]. В этом вопросе методы агент-ориентированного моделирования могут помочь оценить поведение реальных экономических агентов и выбрать эффективное направление развития арендных взаимоотношений [106, 107].

При решении вопроса земельных отношений предлагаются различные подходы. Например, в работах [108, 109] проводится сравнительный анализ эффективности различных механизмов распределения сельскохозяйственных угодий. В частности, исследуется эффективность *аукционных механизмов* для решения задачи первоначального распределения земли. Рассматриваются две концепции земельной реформы: *приватизация* и *аренда*.

В настоящей работе рассматривается упрощенное экономическое сообщество, состоящее только из землепользователей и муниципального центра, сдающего сельскохозяйственные земли в аренду, что позволяет построить и проанализировать модель достаточно чётко. Результаты данного раздела опубликованы в статьях [110-113].

§4.1.1. Описание модели

Рассматривается сообщество N землепользователей и центра малого региона. Отдельным землепользователем может быть коллектив сельхозпроизводителей (например, коллектив фермеров) или отдельный фермер. Центр сдает земельные участки землепользователям в аренду. Землепользователь производит сельхозпродукцию для извлечения прибыли. Таким образом, модель включает в себя три сущности: *муниципальный центр*, *землепользователей* и *земельные участки*.

Муниципальный центр (например, районный центр) является владельцем земельных участков на сравнительно небольшой территории (далее будем использовать просто термин «центр»). Считаем, что каждый год какие-то земельные участки освобождаются (например, фермер решил сократить свой участок, почувствовав, что не справится со всем участком, или распался какой-то коллектив фермеров и т.п.). Центр также может изъять участок у фермера, совершающего экологические нарушения. Раз в год центр предоставляет возможность землепользователям снимать в аренду свободные участки. В модели год считается периодом функционирования сообщества.

Центр и землепользователи функционируют в *прозрачной среде*, то есть предоставляют всему сообществу информацию о своем текущем капитале, прибыли, о состоянии участков (в том числе, об их экологическом состоянии). Отдельный землепользователь рассматривается как *агент* сельскохозяйственного сообщества региона.

Считаем, что в каждый период T имеется K свободных участков, которые должны быть распределены (сданы в аренду) между землепользователями. Распределение свободных участков происходит с помощью *итеративного процесса*. Для этого в начале каждого периода центр выставляет на конкурс, имеющиеся свободные участки по одному. Каждый участок характеризуется своей производительностью k_i , $i = 1, \dots, K$. Производительность участков оценивается центром.

В конкурсе распределения участков принимают участие n землепользователей ($n \leq N$). Каждый землепользователь имеет определенный свободный капитал C_j , $j = 1, \dots, N$. Также землепользователь характеризуется величиной ежегодных арендных выплат $rent_j$, $j = 1, \dots, N$. Эта величина увеличивается, если землепользователь берет в аренду новый участок.

На каждой итерации j -м землепользователем рассчитывается ожидаемая прибыль от i -го участка в текущем году:

$$P_{ji} = k_i F(C_j) - A_i, \quad (30)$$

где A_i – стоимость аренды i -го участка, функция F одинакова для всех конкурсантов, при моделировании полагалось, что $F(x) = x^2/(x^2 + a^2)$, где a – положительный параметр. Алгоритм для функции F представлен ниже (Алгоритм А6).

Алгоритм А6. Функция F

```
// расчет прибыли агента -землепользователя
1: function  $F(C)$ :
   Input:  $C$  – текущий капитал агента-землепользователя,
   Output:  $F_{out}$  – ожидаемая выгода
2:    $F_{out} = C^2/(C^2 + a^2)$ 
3:   return  $F_{out}$ 
4: end
```

На первой итерации $A_i = A_{i0}$, где A_{i0} – начальная стоимость аренды i -го участка, которая задается центром следующим образом:

$$A_{i0} = k_{rent} k_i, \quad (31)$$

где k_{rent} – положительный параметр, k_i – производительность участка. Обычно мы считали, что производительность участка равна его кадастровой стоимости и $k_{rent} = 0.03$; то есть центр устанавливает начальную арендную плату в размере 3% от кадастровой или рыночной стоимости участка. Этот вариант арендной платы широко используется в реальной экономике.

Считаем, что каждый землепользователь имеет определенный ресурс R_j (количество работников на данной ферме, количество сельскохозяйственной техники и т.п.) для проведений сельскохозяйственных работ на своем участке.

Также вводим суммарную производительность всех участков землепользователя $k_{sum,j}$. Суммарная производительность $k_{sum,j}$ равна сумме производительности того начального участка, который был у землепользователя до начала аренды, и производительностей тех участков, которые землепользователь начинает арендовать у центра. Кроме того, вводим удельный (относительный) ресурс землепользователя $R_{relative,j}$, то есть его ресурс R_j , отнесенный к суммарной производительности участков землепользователя $k_{sum,j}$:

$$R_{relative,j} = R_j / k_{sum,j}. \quad (32)$$

Естественно предположить, что в процессе конкурентного распределения свободных участков принимают участие те землепользователи, относительный ресурс которых достаточно большой, выше некоторого положительного порога $Th_{R,r}$, то есть те землепользователи, для которых $R_{relative,j} > Th_{R,r}$. Кроме того, центр выбирает того землепользователя, который может заплатить наибольшую арендную плату за рассматриваемый участок.

Схема выбора землепользователя для каждого свободного участка состоит в следующем.

Каждый землепользователь определяет, активен ли он для того, чтобы арендовать данный участок. Он активен, если его относительный ресурс $R_{relative,j}$ и капитал C_j достаточно велики. Для проверки активности проверяются два условия *А* и *Б*:

Условие А. Сначала землепользователь оценивает, хватит ли у него ресурса для обработки нового участка. Если величина относительного ресурса $R_{relative,j}$ больше определенного порога, $R_{relative,j} > Th_{R,r}$, то землепользователь считает, что ресурса у него достаточно и переходит к оценке условия *Б*.

Условие Б. Если условие *А* выполнено, то землепользователь определяет, достаточно ли у него капитала C_j для того, чтобы он был активным, для этого прибыль от капитала C_j (за вычетом аренды) должна быть больше определенного порога Th_p .

Если условия *А* и *Б* оба выполнены, то землепользователь принимает решение о том, что он активен, то есть он может принимать участие в конкурсе

для аренды рассматриваемого участка. И землепользователь намечает новую арендную плату за участок, которую готов платить: ту, которую назначил центр, плюс небольшая доля, пропорциональная ожидаемой прибыли:

$$AF_{ji} = A_i + d P_{ji}, \quad (33)$$

где d – коэффициент увеличения аренды землепользователями ($d > 0$). Планируемые значения арендной платы AF_{ji} землепользователь сообщает в центр.

Центр, получив информацию о размерах арендной платы, выделяет землепользователя, который готов заплатить за аренду больше других, и намечает *новую цену аренды*, равную этой максимальной предложенной землепользователями аренде. Очевидно, что больше всех готов заплатить тот арендатор, у которого больше всего свободного капитала C_j и достаточно относительного ресурса $R_{relative,j}$ для обработки нового участка.

После этого центр сообщает потенциальным арендаторам *новую арендную цену* за участок и итерации повторяются. Землепользователи снова рассчитывают ожидаемые прибыли, определяют свою активность, намечают новую цену аренды и сообщают ее в центр. При этом цена аренды для выбранных землепользователями участков в следующих итерациях увеличивается, так как согласно (33) землепользователи намечают все большую и большую величину аренды. Итеративный процесс продолжается до тех пор, пока число итераций t не достигнет максимально допустимого значения k_{iter} .

Центр назначает арендатора, который на последней итерации предлагает наибольшую цену за участок. Его свободный капитал C_j уменьшается на величину стоимости аренды рассматриваемого участка, и увеличивается суммарная производительность участков этого землепользователя $k_{sum,j}$ на величину производительности рассмотренного участка k_i , и, соответственно, уменьшается относительный ресурс $R_{relative,j}$ этого землепользователя ($R_{relative,j} = R_j / k_{sum,j}$).

После того, как центр определил победителя конкурса для какого-либо участка, этот победитель может принимать участие в дальнейшем конкурсе, но уже с новыми значениями свободного капитала C_j и относительного ресурса

$R_{relative,j}$. Аналогичным образом центр выставляет на конкурс все оставшиеся участки, свободные в данном периоде T .

В конце периода каждый землепользователь оплачивает арендную плату за арендуемые участки и его капитал уменьшается на величину арендных выплат:

$$C_j = C_j - rent_j, \quad (34)$$

где Ar_j – расходы на аренду j -го землепользователя. Рассчитывается суммарная прибыль центра от аренды всех участков:

$$SumRent(T) = \sum_{j=1}^N rent_j \quad (35)$$

В конце периода (то есть по прошествии года) в модели рассчитывается общий прирост капитала каждого землепользователя. Этот прирост определяется величиной сложившегося к этому моменту свободного капитала C_j и суммарной производительностью участков этого землепользователя $k_{sum,j}$ по формуле:

$$\Delta C_j = k_{sum,j} F(C_j), \quad (36)$$

Также в конце периода учитываются расходы землепользователей, а именно все капиталы C_j умножаются на коэффициент $k_{decrease}$ ($0 < k_{decrease} < 1$, при моделировании обычно полагалось, что $k_{decrease} = 0.9$). Часть этих расходов можно рассматривать и как учет инфляции.

Кроме этого, считается, что в течение периода ресурс каждого землепользователя R_j случайно немного варьируется. Характерная величина вариации ресурса равна ΔR . На основе описанной модели был построен алгоритм распределения земельных участков в сообществе агентов-землепользователей муниципальным центром. На рис. 56 представлена блок-схема алгоритма.

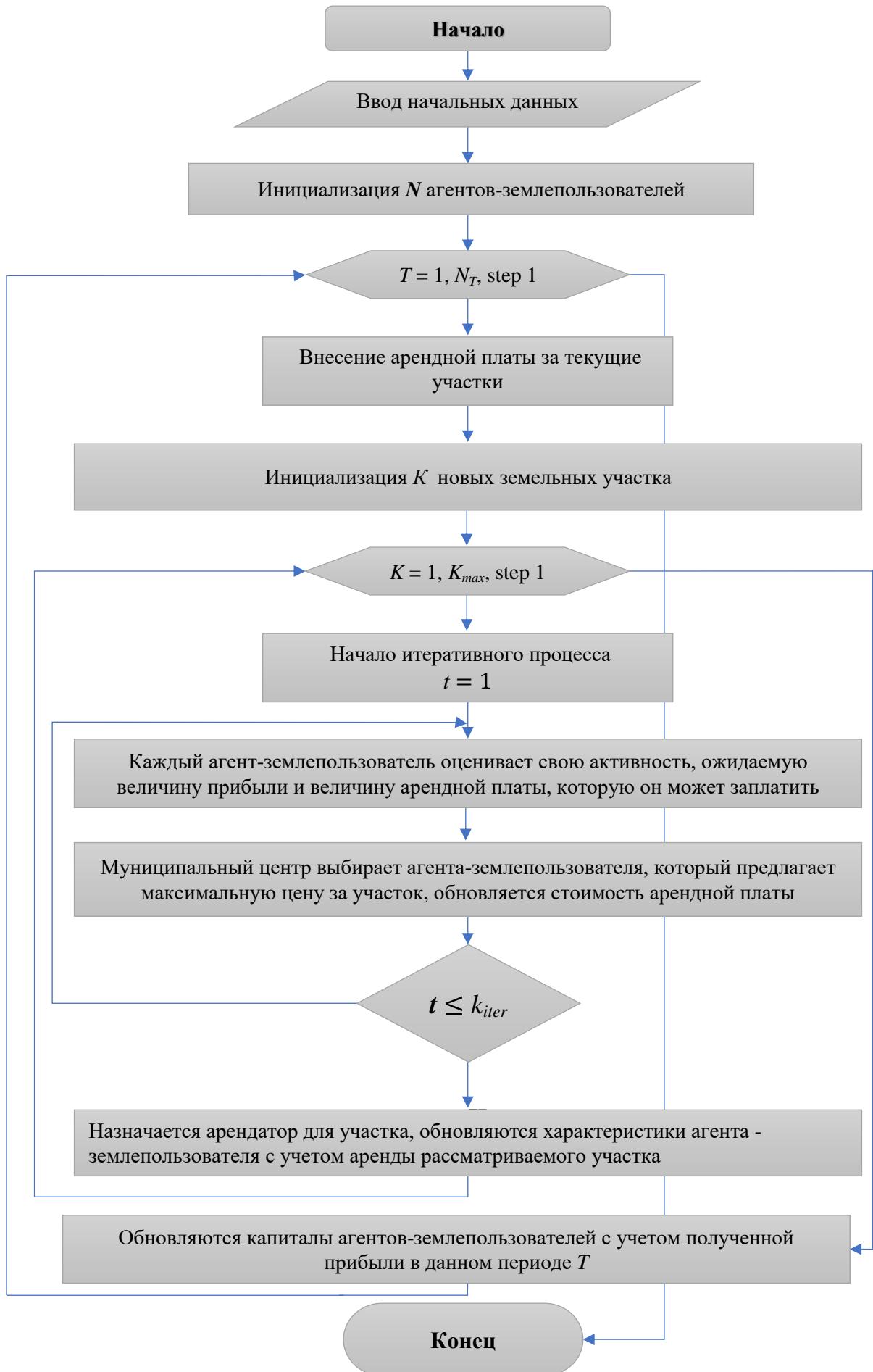


Рис. 56. Блок-схема алгоритма распределения земельных участков между агентами-землепользователями

Более подробно алгоритмы для представленной блок-схемы с комментариями в виде псевдокода представлены ниже: 1) алгоритм определения начальных данных (Алгоритм А7) и 2) алгоритм распределения участков (Алгоритм А8).

Алгоритм А7. Ввод начальных данных

Initialization: $T, N, n, a, k_{iter}, K, Th_{pr}, Th_{R,r}, k_{decrease}, k_{increase}, k_{rent}, \Delta R, d$;

Output: N – агентов-землепользователей

5: **for all** $agent-farmer \in N^*$:

initialization C, k_{sum}, R

$R_{relative} = R / k_{sum}$

$rent_0 = k_{sum} \cdot k_{increase}$

Алгоритм А8. Распределение участков

// $SumRent$ – суммарная арендная плата, которую получит центр

6: **for all** $T \in T^*$:

7: $SumRent = 0$

// внесение арендной платы в начале периода T, j – номер агента-землепользователя, $rent_j$ – размер арендной платы, // которую расходует агент-землепользователь

8: **for all** $agent-farmer \in N^*$:

9: $C_j = C_j - rent_j$

10: $SumRent = SumRent + rent_j$

// инициализируется K новых участков в периоде T и устанавливается начальная арендная плата

// $A_{i,0}$ – назначенная центром начальная арендная плата для i -го участка

11: **for all** $i \in K^*$:

12: **initialization** k_i

13: $A_{i,0} = k_{rent} \cdot k_i$

// итеративный процесс для каждого участка, j – номер агента-землепользователя, i – номер участка

14: **for all** $i \in K^*$:

15: $t = 1$

16: **while** $t \leq k_{iter}$:

17: **for all** $agent-farmer \in N^*$:

18: $active_j = \text{false}$

19: **if** $t > 1$ **then** $A_{i,t} = A_{i,t-1}$

// каждый агент-землепользователь оценивает ожидаемую величину прибыли и величину арендной платы,

// которую он готов заплатить

// $AF_{j,i,t}$ – цена, которую готов заплатить j -ый агент-землепользователь за i -ый участок на итерации t

// $P_{j,i,t}$ – ожидаемая прибыль

20: **for all** $agent-farmer \in N^*$:

21: $AF_{j,i,t} = A_{i,t}$

22: **if** $R_{relative,j} > Th_{R,r}$ **then**

23: $P_{j,i,t} = k_i \cdot F(C_j) - AF_{j,i,t}$

```

// если ожидаемая прибыль больше порога, то агент-землепользователь активен и
// рассчитывается арендная плата, которую он готов заплатить
24:           if ( $P_{j,i,t} > Th_{pr} \cdot C_j$ ) & ( $C_j > 0$ ) then
25:                $active_j = \text{true}$ 
26:                $AF_{j,i,t} = A_{i,t} + d \cdot P_{j,i,t}$ 
27:           else  $P_{j,i,t} = 0$ 
// центр выбирает агента-землепользователя, готового заплатить большую цену
//  $max_i$  – максимальная цена за  $i$ -ый участок
//  $maxj$  – номер агента-землепользователя, готового заплатить максимальную цену
//  $indexA$  – признак, если такой агент найден, то  $indexA = \text{true}$ 
28:            $max_i = -1.0$ 
29:            $indexA = \text{false}$ 
30:           for all  $agent-farmer \in N^*$ :
31:               if ( $active_j$ ) &  $max_i < AF_{j,i,t}$  then
32:                    $maxj = j$ 
33:                    $max_i = AF_{j,i,t}$ 
34:                    $indexA = \text{true}$ 
// для участка  $i$  меняется цена центра на максимальную предложенную цену
35:           if  $indexA$  then
36:                $A_{i,t} = AF_{maxj,i,t}$ 
// конец итераций

// назначается арендатор на участок  $Area_i$ , который выбран в результате итеративного процесса, обновляются
// характеристики агента с учетом аренды участка
37:           if  $indexA$  then
38:                $Area_i = maxj$ 
39:                $C_{maxj} = C_{maxj} - A_{i,t}$ 
40:                $rent_{maxj} = rent_{maxj} + A_{i,t}$ 
41:                $SumRent = SumRent + A_{i,t}$ 
42:                $k_{sum,maxj} = k_{sum,maxj} + k_i$ 
// конец цикла i по участкам

// обновляются капиталы агентов-землепользователей с учетом полученной прибыли
// в данном периоде
43:           for all  $agent-farmer \in N^*$ :
44:                $C_j = C_j + k_{sum,j} \cdot F(C_j)$ 
45:                $R_j = R_j + \Delta R \cdot (\text{random} - 0.5)$ 
46:                $C_j = k_{decrease} \cdot C_j$ 
// конец цикла T по периодам

```

§4.1.2. Результаты компьютерного моделирования

Модель исследовалась путем компьютерного моделирования. Ниже приведены результаты моделирования для следующих параметров:

- количество периодов: $T = 100$,
- максимальное количество итераций в каждом периоде: $k_{iter} = 1$ или $k_{iter} = 10$,
- общее количество участвующих в распределении земельных участков землепользователей: $n = N = 10$,
- количество свободных каждый год участков: $K = 5$,
- параметр функции прибыли $F(x)$: $a = 0.3$,
- порог прибыли, при превышении которого землепользователь готов брать в аренду землю: $Th_p = 0.5$,
- порог относительного ресурса, при превышении которого землепользователь готов брать в аренду землю: $Th_{R,r} = 0.1$,
- коэффициент увеличения аренды: $d = 0.1$,
- характерная вариация ресурса землепользователя: $\Delta R = 0.1$,
- коэффициент учета расходов землепользователя: $k_{decrease} = 0.9$,
- коэффициент установки начальной арендной платы A_{i0} центром: $k_{rent} = 0.03$.

Начальные капиталы C_j , ресурсы R_j и суммарная производительность $k_{sum,j}$ каждого землепользователя исходно были случайными и были равномерно распределены в интервале $[0,1]$.

Рассмотрим сначала зависимость суммарного среднего капитала землепользователей от времени (номера периода T) для разных значений максимального числа итераций k_{iter} . Результаты представлены на рис. 57. Кривые соответствуют случаям $k_{iter} = 1$ и $k_{iter} = 10$.

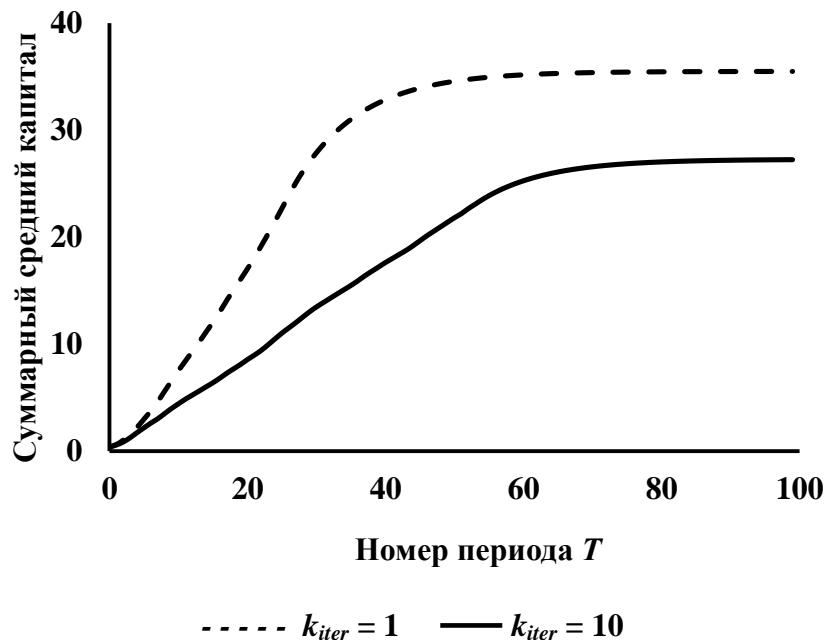


Рис. 57. Зависимость суммарного среднего капитала землепользователей от времени (номера периода T) при разных k_{iter}

Следует отметить, что случай $k_{iter} = 1$ соответствует закрытому аукциону первой цены. Видно, что этот вариант для арендаторов более предпочтителен, так как при этом прибыль у них больше. При $k_{iter} = 10$ больше будет бюджетная эффективность, так как при итерациях согласно выражению (33) арендная плата увеличивается, и центр получает больше прибыли. Механизм распределения земельных участков можно выбирать, исходя из ситуации на рынке аренды земельных угодий. В частности, для исследуемой модели, в случае, когда конкуренция на землю велика, центру выгоднее использовать механизм с итерациями.

Рассматривалась динамика капиталов и суммарной производительности участков для разных землепользователей. На рис. 58 представлены зависимости капиталов землепользователей от номера периода.

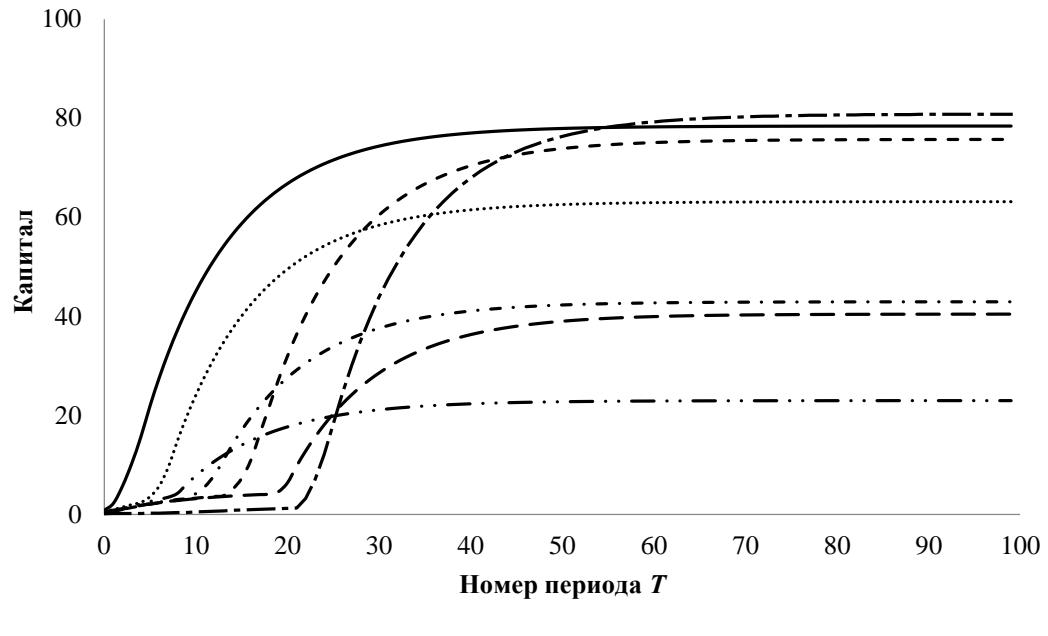
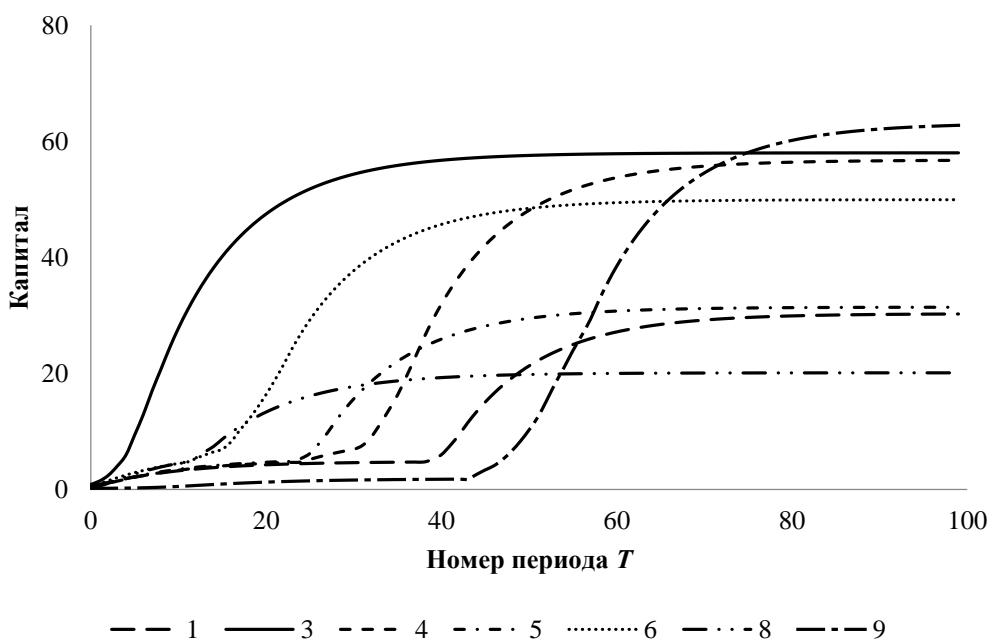
a) количество итераций $k_{iter} = 1$ б) количество итераций $k_{iter} = 10$

Рис. 58. Зависимости капиталов землепользователей от номера периода T (количество землепользователей, участвующих в конкурсе $n = 10$, цифрами 1, 3, 4, 5, 6, 8, 9 обозначены номера землепользователей, землепользователи под номерами 0, 2, 7 не представлены, так как их ресурс не позволяет им участвовать в конкурсе)

Видно, что капитал семи из десяти землепользователей растет. Начальные капиталы трех землепользователей оказались настолько малы, что его не хватало для производства достаточного продукта, капитал их падал, и эти землепользователи прекращали свою деятельность.

Анализ расчетов показывает, что сначала землепользователям не хватает капитала, чтобы получить достаточную прибыль, превышающую порог $Th_P = 0.5$, но с течением времени они используют уже имеющиеся в их распоряжении участки и получают при этом прибыль. Их капиталы растут, и некоторые землепользователи получают возможность арендовать новые участки.

При аренде новых участков у землепользователя возрастает суммарная производительность участков $k_{sum,j}$. Но при этом уменьшаются относительные ресурсы землепользователя: $R_{relative,j} = R_j / k_{sum,j}$. Поэтому дальше эти землепользователи только очень редко могут арендовать новые участки, так как им не хватает ресурса для обработки участков большего размера. Рис. 59 показывает динамику суммарной производительности $k_{sum,j}$ для каждого землепользователя при $k_{iter} = 1$ и $k_{iter} = 10$.

Различная динамика производительностей на рис. 59 a и 59 b обусловлена тем, что при использовании итераций в модели стоимость арендной платы увеличивается постепенно от итерации к итерации, и землепользователям требуется время, чтобы накопить капитал для оплаты аренды.

На рис. 60 видно, что при $k_{iter} = 1$ сделки аренды заключаются чаще в начале моделируемого процесса (при сравнительно небольших T). Если же участок разыгрывается на аукционе с повышением цены (с итерациями), то сделки совершаются реже. Общее количество успешных сделок аренды на всем периоде исследования при $k_{iter} = 1$ составляет 67, а при $k_{iter} = 10$ успешны 68 сделок.

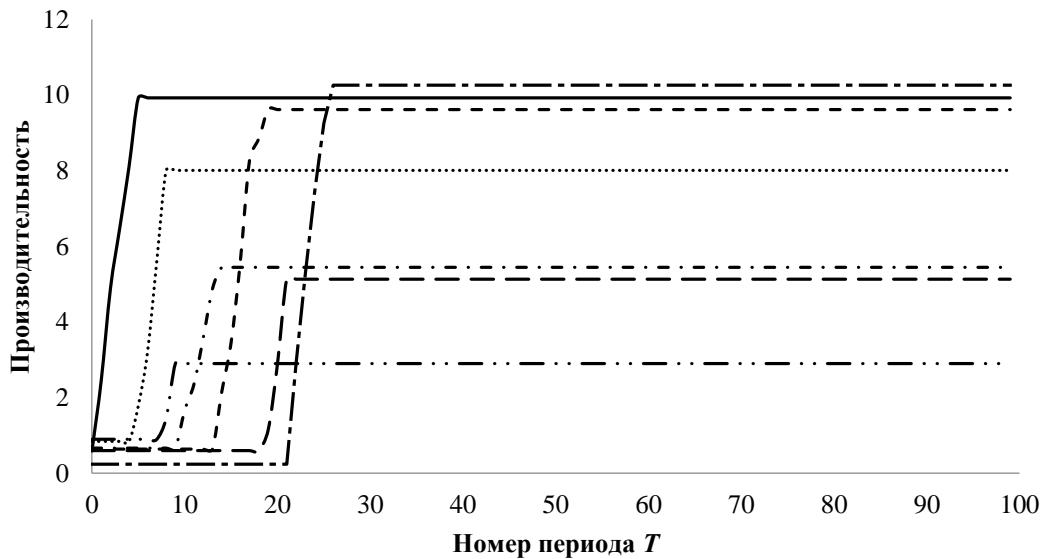
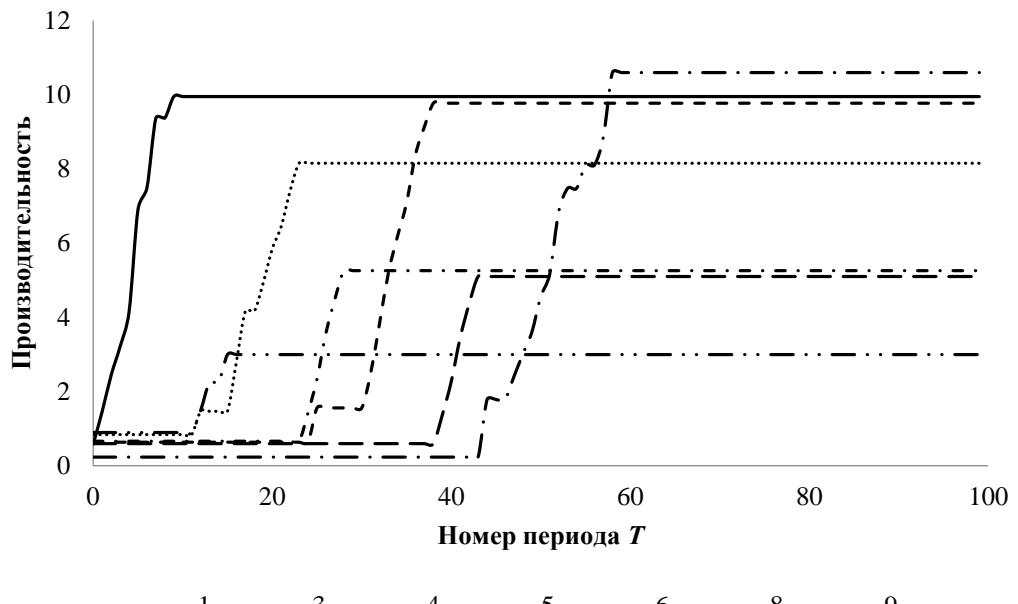
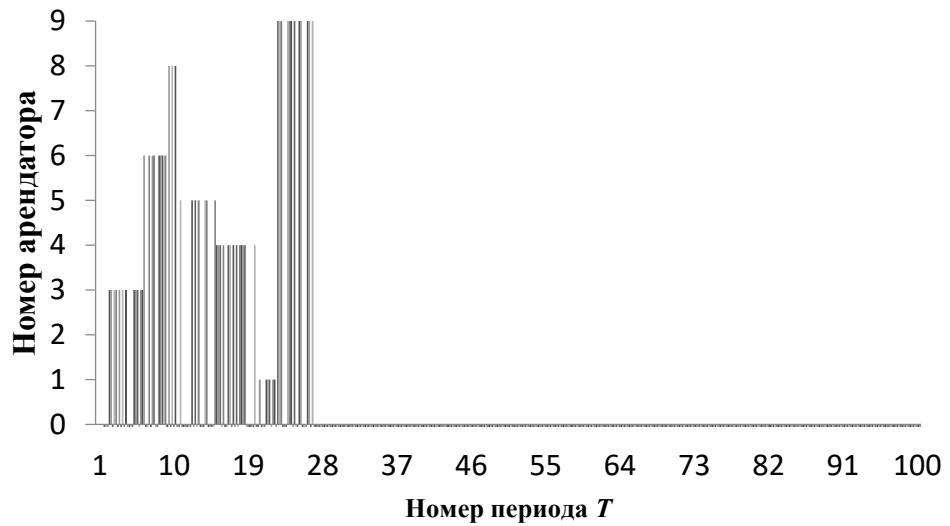
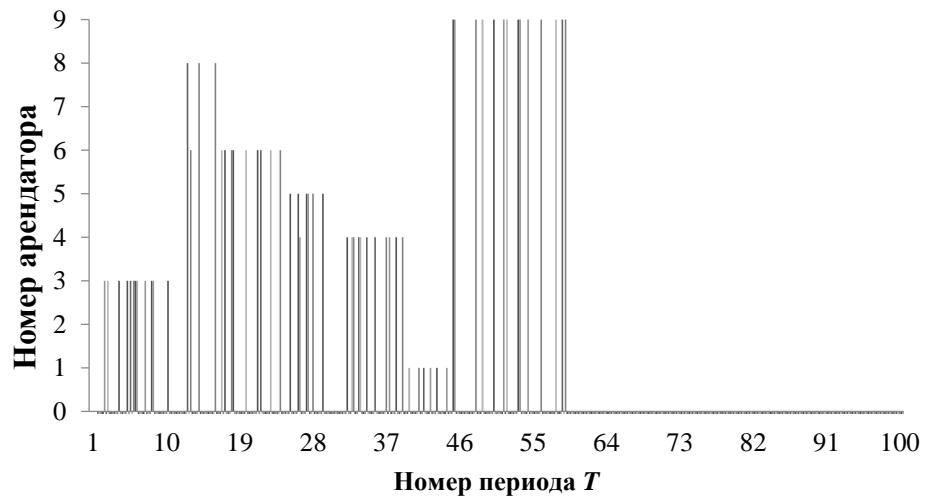
а) количество итераций $k_{iter} = 1$ б) количество итераций $k_{iter} = 10$

Рис. 59. Динамика суммарной производительности для каждого землепользователя (количество землепользователей, участвующих в конкурсе $n = 10$; цифрами 1, 3, 4, 5, 6, 8, 9 обозначены номера землепользователей, землепользователи под номерами 0, 2, 7 не представлены, так как их ресурс не позволяет им участвовать в конкурсе)

а) количество итераций $k_{iter} = 1$ б) количество итераций $k_{iter} = 10$ Рис. 60. Динамика заключения сделок аренды для каждого землепользователя (количество землепользователей, участвующих в конкурсе $n = 10$)

Исследовалась также зависимость прибыли центра от времени. На рис. 61 видно, что прибыль центра сначала растет, так как землепользователи активно арендуют землю, когда же относительный ресурс землепользователей становится меньше порога, прибыль становится постоянной.

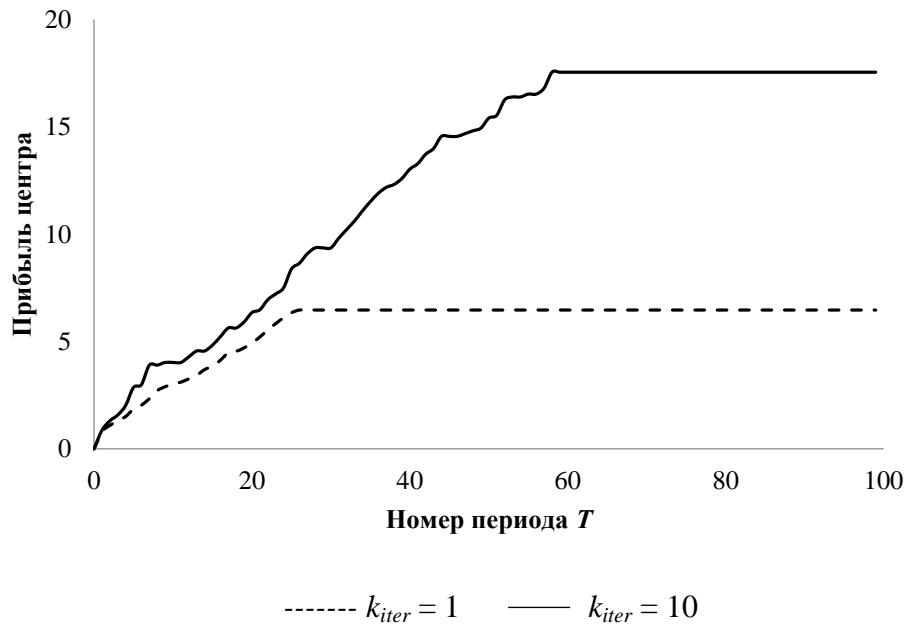


Рис. 61. Зависимость прибыли центра от времени (номера периода T)

Вполне естественно, что при использовании итераций, прибыль центра значительно выше. Используя этот результат, можно принимать решение о том, какой механизм аренды – аукцион первой цены ($k_{iter} = 1$) или аукцион с повышением цены ($k_{iter} > 1$) лучше использовать в том или ином регионе.

В приведенной модели не рассматривалось появление новых землепользователей и возможности перевода оборотного капитала в ресурс для обработки земли. То есть, арендатор, исчерпав свой ресурс, дальше не имеет возможности расширяться. В дальнейшем возможно расширение модели с учетом этих факторов.

§4.2. Модель кооперирующихся агентов-охранников с потребностями и мотивациями

В данном разделе построена и исследована компьютерная модель автономных агентов-охранников, функционирующих совместно в круговом кольце, разбитом на сектора. Проведены компьютерные эксперименты с тремя вариантами модели: 1) агент с мотивациями, 2) агент без мотиваций и 3) группы агентов с мотивациями. Показано, что кооперирующиеся агенты-охранники с мотивациями более успешно справляются со своей функцией – поиска

нарушителей и поддержания внутренней энергии на нужном уровне. Результаты данного раздела опубликованы в статье [114].

Исследуется роль мотиваций и кооперации в поведении автономного агента-охранника, проводится сравнительный анализ модели с мотивациями и без мотиваций, а также проверяется предположение о том, что кооперация повышает эффективность охранного поведения. Работа развивает модели [115, 116], в которых было начато исследование агентов, обладающих естественными потребностями и мотивациями.

Считаем, что агент-охранник имеет две потребности: *питания* и *охраны территории*. Каждой потребности соответствует определенная мотивация. Имеются розетки, от которых агент может пополнить свой ресурс, и случайные нарушители, которых необходимо устранять.

Функция агента-охранника состоит в поиске нарушителей и поддержании внутренней энергии на нужном уровне. Задача агента – минимизация числа нарушителей.

§4.2.1. Модель агента охранника с двумя потребностями

Модельный мир агента-охранника. Рассматривается один агент-охранник, обладающий внутренним ресурсом $R(t)$. Время t дискретно. Моделью мира агента является круговое кольцо, разбитое на шесть секторов. Кольцо представляет собой границу охраняемой территории. В четных секторах находятся розетки. В каждый тик времени в любом из секторов с вероятностью p_1 появляется нарушитель.

Агент-охранник обладает мотивациями, соответствующими потребностям. В каждый тик времени одна из потребностей и соответствующая ей мотивация агента являются ведущими.

Потребностям агента соответствуют два фактора: фактор питания F_f и фактор охраны территории F_p . Фактор питания пропорционален ресурсу агента: $F_f = k_F R(t)$. Фактор охраны территории увеличивается при выполнении агентом

действия «удар» и наличия нарушителя в одной клетке с агентом на ΔF_p и уменьшается на 1 в других ситуациях.

Удовлетворение ведущей потребности является положительным подкреплением при обучении.

Система управления агента-охранника с двумя потребностями. Система управления агента основана на наборе правил вида: $S_k \rightarrow A_k$, где S_k – ситуация, A_k – действие, k – номер правила. Согласно правилам в ситуации S_k нужно выполнить действие A_k . Каждое правило имеет свой вес W_k . Веса правил изначально случайны, а затем модифицируются методом обучения с подкреплением.

В каждый тик времени агент может выполнять одно из следующих действий A_k : 1) питание, 2 и 3) перемещение на один сектор по или против часовой стрелки соответственно, 4) удар, 5) отдых. Если действие «питание» вырабатывается в секторе, где имеется розетка, то ресурс агента $R(t)$ увеличивается на ΔR_f , иначе – уменьшается на r_1 . При выполнении действий «перемещение» (в любом из двух направлений), удар и отдых ресурс агента уменьшается на величины r_2, r_3, r_4 и r_5 , соответственно.

Ситуация S_k определяется 1) наличием или отсутствием розетки в текущем секторе и в двух соседних секторах, 2) наличием или отсутствием нарушителя в текущем секторе и в двух соседних секторах, и 3) ведущей мотивацией.

Если ресурс агента R меньше порога r_{th1} , то ведущей мотивацией является мотивация питания M_f , иначе ведущей является мотивация охраны M_p .

Каждый тик времени с вероятностью $1-\varepsilon$ выполняется то действие, для которого вес W_k соответствующего ему правила для текущей ситуации максимальен, с вероятностью ε выполняется случайное действие.

Схема обучения. Используется схема обучения с подкреплением [117, 118]. Подкреплением является изменение фактора ведущей мотивации F_f или F_p :

$$\Delta W(t-1) = \alpha [F_L(t) - F_L(t-1) + \gamma W(t) - W(t-1)] \quad (37)$$

где $F_L(t)$ – фактор ведущей в тик t мотивации, $W(t)$ и $W(t-1)$ – веса правил, примененных в такты t и $t-1$, α – параметр скорости обучения, γ – дисконтный фактор.

Результаты моделирования

Параметры компьютерного моделирования составляли: $\Delta F_p = 5$, $k_F = 0.2$, $\varepsilon = 0.05$, $\gamma = 0.9$, $\alpha = 0.1$, $r_{th1} = 50$, $\Delta R_f = 50$, $r_1 = r_2 = r_3 = r_4 = 1$, $r_5 = 5$, $p_1 = 0.1$ либо $p_1 = 0.01$.

Результаты моделирования при $p_1 = 0.1$ представлены на рис. 62, 63.

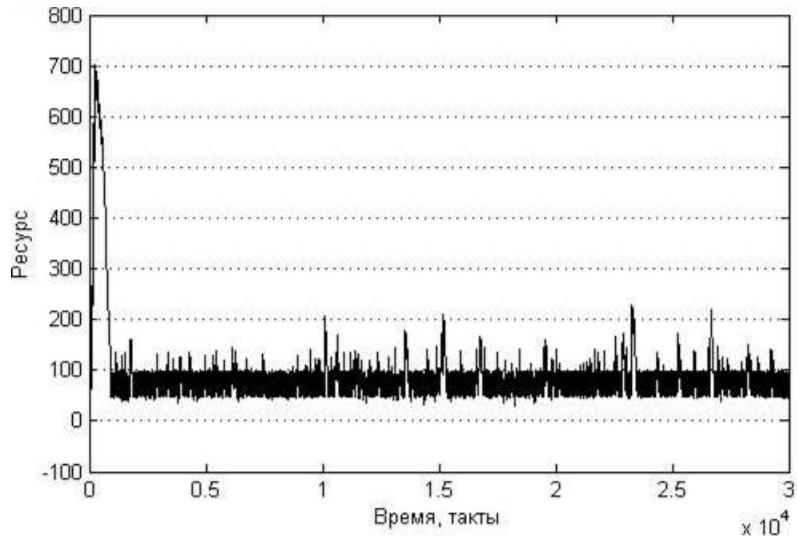


Рис. 62. Динамика ресурса агента-охранника с мотивациями

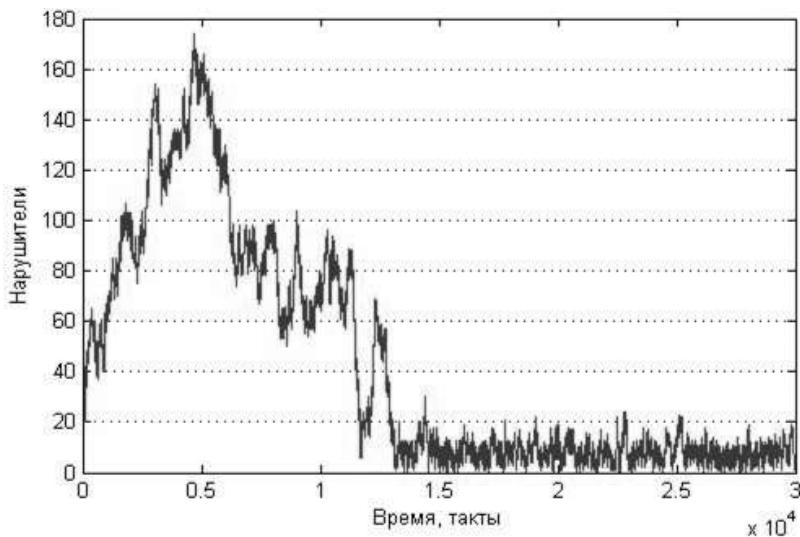


Рис. 63. Динамика количества нарушителей в модели с мотивациями

Видно, что агент-охранник обучается поддерживать внутренний ресурс на уровне не ниже заданного порога. Количество нарушителей также уменьшается.

При $p_1 = 0.01$ наблюдается аналогичная картина, только количество нарушителей для обученного агента становится значительно меньше.

При моделировании также наблюдалось, что обучение приводило к формированию различных независимых цепочек действий. Например, если ведущая мотивация охрана, и в текущем секторе есть нарушитель, то система управления агента вырабатывает действие «удар». Если агент не видит нарушителя в текущем секторе, но нарушитель есть в одном из соседних секторов, то агент-охранник выбирает действие «двигаться» в сектор с нарушителем, а затем действие «удар». В ситуации, когда ресурс меньше либо равен порогу, агент выбирает действие питаться, несмотря на наличие нарушителей в текущем секторе.

§4.2.2. Модель агента-охранника без мотиваций

Система управления агента-охранника без мотиваций. Система управления агента аналогична системе управления агента с мотивациями. Вектор ситуации S_k определяется 1) наличием или отсутствием розетки в текущем секторе и в двух соседних секторах, 2) наличием или отсутствием нарушителя в текущем секторе и в двух соседних секторах. В отличие от варианта модели, описанной выше, вектор S_k не содержит ведущую мотивацию. Действия были такими же, как и в предыдущем варианте модели.

При выполнении действия «питание» и наличии розетки в секторе ресурс агента увеличивается на ΔR_f . При выполнении действия «удар» и наличии нарушителя в секторе ресурс агента увеличивается на ΔR_s . При питании, перемещении в любом из двух направлений, ударе или отдыхе ресурс агента уменьшается соответственно на r_1, r_2, r_3, r_4, r_5 .

Схема обучения. В данном варианте модели подкреплением является изменение ресурса $R(t)$:

$$\Delta W(t-1) = \alpha [R(t) - R(t-1) + \gamma W(t) - W(t-1)] \quad (38)$$

где $W(t)$ и $W(t-1)$ – веса правил, примененных в такты t и $t-1$, α – параметр скорости обучения, γ – дисконтный фактор.

Результаты моделирования для модели без мотиваций

Параметры компьютерного моделирования составляли: $\Delta R_f = 1$, $\Delta R_s = 3$, $r_1 = r_2 = r_3 = r_4 = 1$, $\varepsilon = 0.05$, $\gamma = 0.9$, $\alpha = 0.3$, $p_1 = 0.1$, либо $p_1 = 0.01$. Результаты моделирования при $p_1 = 0.1$ представлены на рис. 64, 65.

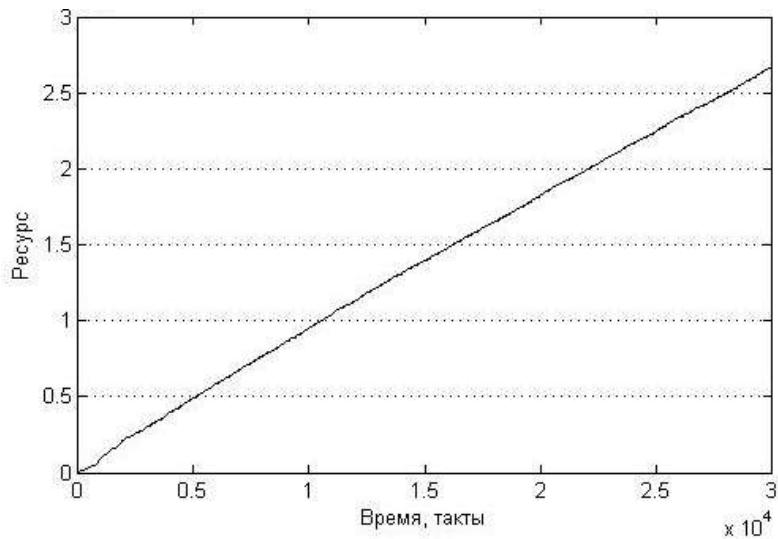


Рис. 64. Динамика ресурса агента-охранника без мотиваций

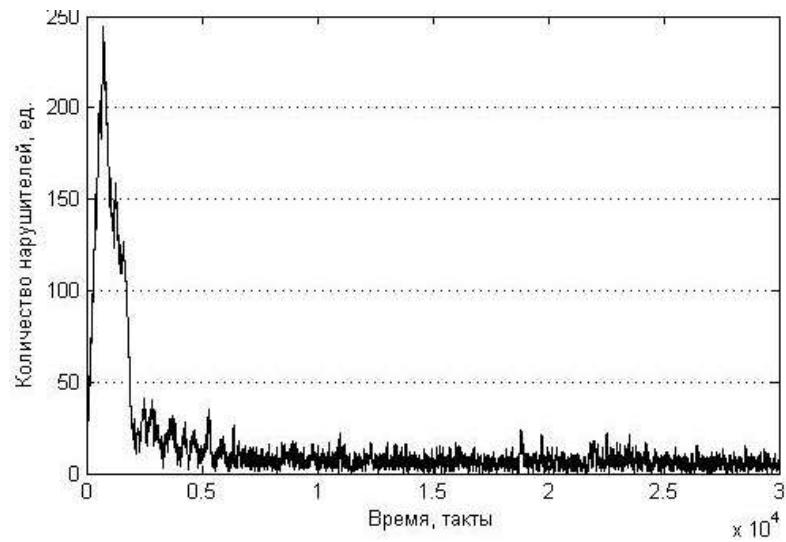


Рис. 65. Динамика количества нарушителей в модели без мотиваций

Видно, что ресурс агента растет. Обученный агент справляется со своей задачей – количество агентов-нарушителей резко уменьшается.

§4.2.3. Модель кооперирующихся агентов-охранников

Система управления кооперирующихся агентов-охранников.

Рассматриваются шесть взаимодействующих агентов-охранников. Система управления каждого из агентов аналогична системе управления агента с мотивациями, она основана на наборе правил вида: $S_k \rightarrow A_k$. Изменена структура сенсоров: ситуация S_k определяется 1) наличием или отсутствием розетки в текущем секторе и в двух соседних секторах, 2) наличием или отсутствием нарушителя в текущем секторе и в двух соседних секторах, и 3) наличием или отсутствием других агентов в текущем секторе и в двух соседних секторах, 4) ведущей мотивацией. Действия агентов A_k такие же, как в предыдущих вариантах модели.

Наличие возможности агентам «видеть» других охранников рассматривается как условие возникновения кооперации.

Потребностям агента, аналогично первому варианту модели (с мотивациями), соответствуют два фактора: фактор питания F_f и фактор охраны территории F_p . Фактор питания пропорционален ресурсу агента: $F_f = k_F R(t)$. Фактор охраны территории увеличивается при выполнении агентом действия «удар» и наличия нарушителя в одной клетке с агентом на ΔF_p и уменьшается на 1 в других ситуациях.

Удовлетворение ведущей потребности является положительным подкреплением при обучении. При обучении меняются веса правил в соответствии с формулой (37).

Результаты моделирования

Параметры компьютерного моделирования составляли: $\Delta F_p = 5$, $k_F = 0.2$, $\varepsilon = 0.05$, $\gamma = 0.9$, $\alpha = 0.1$, $r_{th1} = 50$, $\Delta R_f = 50$, $r_1 = r_2 = r_3 = r_4 = 1$, $r_5 = 5$. $p_1 = 0.1$, либо $p_1 = 0.01$. Результаты моделирования представлены на рис. 66.

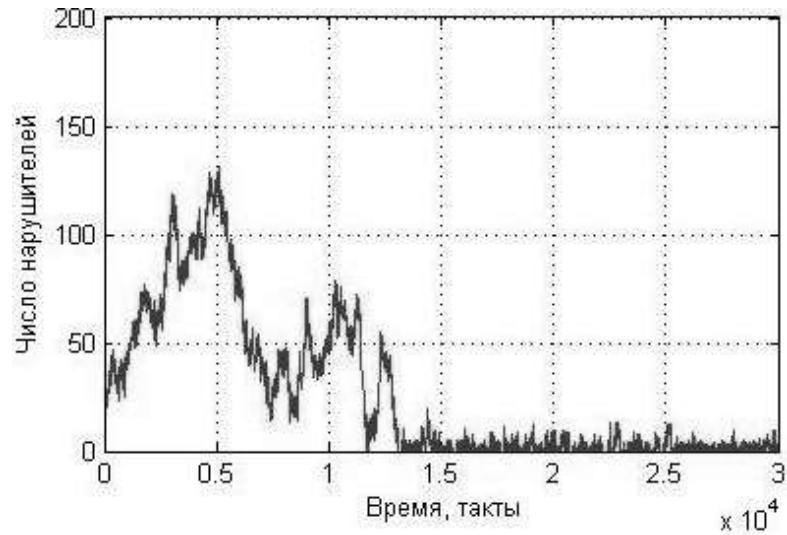


Рис. 66. Динамика количества нарушителей в модели с кооперацией

Видно, что количество нарушителей со временем уменьшается и после 15 000 тактов поддерживается на определенном уровне.

Результаты моделирования были сравнены с аналогичными (рис. 67) для модели с шестью агентами без возможности кооперации.

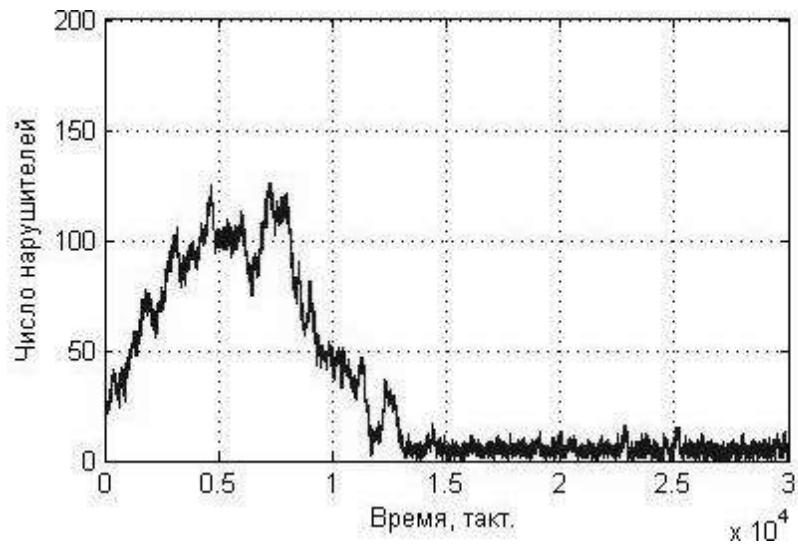


Рис. 67. Динамика количества нарушителей в модели без кооперации

Среднее значение числа нарушителей для участков графиков после 15000 тактов для модели с кооперацией n_{2cp} несколько меньше, чем аналогичное n_{1cp} для модели без кооперации.

$$n_{1cp} = 5 \pm 2; \delta = 0.4;$$

$$n_{2cp} = 2,3 \pm 0,8 \quad \delta = 0.35.$$

§4.4. Выводы по четвертой главе

1. Построена и исследована многоагентная модель взаимодействия центра и землепользователей малого региона.

Продемонстрирована работоспособность модели и получены результаты компьютерных экспериментов. Проанализировано влияние параметров на исследуемые процессы.

Исследованы механизмы распределения земельных участков для различных ситуаций на рынке аренды земельных угодий. В частности, показано, что для исследуемой модели, в случае, когда конкуренция на землю высокая, центру выгоднее использовать механизм с итерациями.

Показано, что предложенные правила поведения агентов-землепользователей приводят к росту их капиталов и производительностей.

2. Построена и исследована модель автономных агентов-охранников с мотивациями и без мотиваций. Сравнительный анализ вариантов модели показал, что в модели без мотиваций количество нарушителей, остающихся в мире незначительно меньше, чем в модели с мотивациями.

В модели с мотивациями агент-охранник показывает более разумное поведение, так как не выполняет лишних действие «питание», а питается только, когда ресурс становится ниже порога.

Показано, что увеличение числа агентов увеличивает эффективность охраны территории, а коопeração агентов-охранников позволяет более эффективно выполнять задачу.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной диссертационной работе получены следующие результаты.

1. Разработана и исследована оригинальная математическая модель *прозрачной* экономической системы с конструктивной конкуренцией. Агенты в модели действуют коллективно в децентрализованной среде, обмениваясь информацией. Оригинальные черты модели: *сотрудничество, открытость информации, открытость намерений агентов, итеративный процесс принятия решений*.
2. Разработан и детально исследован *итеративный метод принятия решений* автономными агентами. Показана сходимость предложенного итеративного метода при различных управляющих параметрах. Показано, что итеративный метод обеспечивает более эффективное сотрудничество в искусственном экономическом сообществе, чем аналогичное сотрудничество без итераций.
3. Построены и исследованы четыре вида специальных моделей: 1) модель с «открытой» монополией, 2) модель с «нечестной» конкуренцией, 3) модель с гибким распределением прибыли, 4) обобщенная модель самоорганизации агентов при решении задачи распределения ресурса между ячейками. Для модели с «открытой» монополией показано, что при «неэффективной» экономике, появление эффективной инновации хотя бы у одного производителя положительно влияет на динамику капиталов. При исследовании модели «нечестной» конкуренции показано, что «честная стратегия» выгоднее сообществу. Для модели с гибким распределением прибыли сделан вывод о том, что производителям выгоднее выбирать механизм распределения прибыли, предложенный в базовой модели. Согласно полученным результатам в базовой модели более «справедливое» сотрудничество у сообществ. Для обобщенной модели показано, что при обучении и итеративном обмене информацией агенты четко распределяются по небольшому числу агентов в

каждой ячейке, при этом суммарный ресурс, накопленный сообществом больше, чем в модели без обучения и итераций.

4. Разработана модель эволюции и обучения инвесторов и производителей, в которой каждый инвестор может обучаться, формируя степени доверия к производителям. Исследовано взаимодействие между обучением и эволюцией.
5. Построена и исследована эволюционная модель взаимодействия агентов инвесторов и агентов производителей с *непрерывными степенями доверия* инвесторов к производителям. Показано, что в процессе эволюции выживают наиболее приспособленные агенты, то есть те производители, которые имеют более высокую эффективность, и те инвесторы, которые имеют более «корректные» степени доверия.
6. Разработаны и исследованы две дополнительные агент-ориентированные модели поискового поведения автономных агентов для решения прикладных задач: 1) *модель рынка аренды* и 2) *модель кооперирующихся агентов охранников*.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

АОМ – агент-ориентированное моделирование (англ. ABM, agent-based modeling)

ГИС – геоинформационная система

ДИИ – децентрализованный искусственный интеллект

МАС – многоагентные системы (англ. MAS, multi-agent systems)

РИИ – распределенный искусственный интеллект

ЭМАС – эволюционные многоагентные системы (англ. EMAS, evolutionary multi-agent systems)

ACE – Agent-based computational economics (русс. агент-ориентированная вычислительная экономика)

Обозначения к Главе 2 и Главе 3

N – количество инвесторов

M – количество производителей

M_0, N_0 – начальное количество производителей и инвесторов соответственно

M^*, N^* – множество производителей и инвесторов соответственно

m – количество производителей, в которых делается капиталовложение

N_{max} – максимальное количество инвесторов в сообществе

M_{max} – максимальное количество производителей в сообществе

i – номер производителя, $i = 0, \dots, M$

j – номер инвестора, $j = 0, \dots, N$

T – номер периода

N_T – количество периодов

k_{iter} – максимальное количество итераций в периоде

C_{i0} – исходный капитал i -го производителя

C_i – капитал производителей с учетом капиталовложений инвесторов

C_{ij} – капитал, вложенный j -м инвестором в i -го производителя

k_i – эффективность i -го производителя

P_i – общая прибыль i -го производителя

$F(x)$ – функция прибыли

Th – порог в линейно-пороговой функции прибыли

a – параметр функции прибыли

$P_{inv\ ij}$ – прибыль j -го инвестора от i -го производителя

k_{repay} – параметр, характеризующий долю прибыли, которая выплачивается инвесторам, $0 < k_{repay} < 1$

$P_{pro\ i}$ – собственная прибыль производителя

A_{ij} – величина оценки j -го инвестора для i -го производителя

d_{ij} – текущая степень доверия j -го инвестора к i -му производителю

C'_{i0} – предполагаемый исходный капитал i -го производителя с учетом намерений инвесторов

d_{test}, d_{untest} – положительные параметры, определяющие степень доверия инвестора к производителю

k_{amr} – коэффициент амортизации, $0 < k_{amr} \leq 1$

k_{inf} – коэффициент инфляции, $0 < k_{inf} \leq 1$

Th_{max_inv} – порог деления для инвесторов

Th_{max_pro} – порог деления для производителей

T_{min_inv} – минимальный порог капитала инвесторов

T_{min_pro} – минимальный порог капитала производителей

N_{runs} – число независимых расчетов, по которым проводится усреднение

G_{pro} – геном производителей, цепочка, состоящая из генов сообщества производителей

$G_{inv\ j} = \{g_{ij}\}$ – генотип j -го инвестора

g_{ij} – степень доверия j -го инвестора к i -му производителю в эволюционной модели

$D_j = \{d_{ij}\}$ – фенотип j -го инвестора

D_{max} – оптимальная цепочка для фенотипов, совпадает с G_{pro}

$sumP_j$ – суммарная прибыль j -го инвестора

$\rho(D_j, G_{max})$ – расстояние по Хеммингу между цепочками D_j и G_{max}

f_j – приспособленность j -го инвестора

fm_j – модифицированная приспособленность j -го инвестора с учетом нагрузки на обучение

$\alpha > 0$ – параметр, который учитывает нагрузку, связанную с обучением

p_m – интенсивность мутаций (вероятность замены каждого символа генотипа в одном поколении)

ε ($0 < \varepsilon \ll 1$) – малый положительный параметр, учитывает случайность внешней среды

§2.7

R_i – суммарный ресурс, выделенный для i -ой ячейки

R_{i0} – собственный ресурс i -ой ячейки

r_{ij} – величина ресурса, выделенного j -м агентом для i -й ячейки

$E_i(R_i)$ – величина нового ресурса, который можно получить от i -й ячейки

k_i – эффективность i -ой ячейки

k_s – количество ресурса, которое тратится ячейкой на одного агента (например, это может быть расход ресурса на взаимодействие с агентом)

s_i – количество агентов, которые выбрали i -ю ячейку

φ_i – функция эффективности ячейки

P_{ij} – количество ресурса, который получает j -ый агент от i -й ячейки

SP_j – общий ресурс, полученный j -м агентом в период T

$SK(T)$ – общий ресурс всего сообщества агентов в конце периода T

Обозначения к Главе 4

§4.1

T – количество периодов

k_{iter} – максимальное количество итераций в каждом периоде

K – количество участков для аренды

N – общее количество землепользователей

n – количество землепользователей, участвующих в распределении земельных участков

j – номер землепользователя

i – номер участка

C_j – капитал j -го землепользователя

$rent_j$ – величина ежегодных арендных выплат

P_{ji} – ожидаемая прибыль j -го землепользователя от i -го участка

A_i – стоимость аренды i -го участка

A_{i0} – начальная стоимость аренды i -го участка

k_{rent} – положительный параметр, характеризующий величину начальной арендной платы

R_j – ресурс землепользователя

k_i ($i = 1, \dots, K$) – производительность i -го участка

$F(x)$ – функция прибыли

a – параметр функции прибыли

$k_{sum,j}$ – суммарная производительность всех участков j -го землепользователя

$R_{relative,j}$ – удельный (относительный) ресурс j -го землепользователя

Th_p – порог прибыли, при превышении которого землепользователь готов брать в аренду землю

$Th_{R,r}$ – порог относительного ресурса, при превышении которого землепользователь готов брать землю в аренду

d – доля прибыли, на которую землепользователь готов увеличить назначенную центром стоимость аренды земельного участка

AF_{ji} – величина арендной платы, которую готов заплатить j -ый землепользователь за i -ый участок

$SumRent(T)$ – суммарная прибыль центра от аренды всех участков

ΔR – характерная величина вариации ресурса землепользователя

$k_{decrease}$ – коэффициент учета расходов землепользователя

§4.2

t – время

$R(t)$ – внутренний ресурс агента-охранника

p_1 – вероятность появления нарушителя в секторе

F_f – фактор питания

F_p – фактор охраны территории

ΔF_p – величина, на которую, увеличивается фактор охраны территории при выполнении агентом действия «удар» и наличия нарушителя в одной клетке с агентом

k_F – положительный коэффициент, характеризующий фактор питания

ΔR_f – величина, на которую увеличивается ресурс агента-охранника при питании, если в секторе есть розетка

ΔR_s – величина, на которую увеличивается ресурс агента-охранника при «ударе», если в секторе есть нарушитель

r_1, r_2, r_3, r_4, r_5 – величины, на которые уменьшается ресурс агента-охранника при питании (если нет розетки в секторе), «перемещение» (в любой из двух соседних секторов), ударе и отдыхе соответственно

k – номер правила

S_k – ситуация

A_k – действие

$W(t)$ – вес правила

$S_k \rightarrow A_k$ – правило для агента, согласно правилу в ситуации S_k нужно выполнить действие A_k

ε – вероятность выполнения случайного действия

γ – дисконтный фактор

α – параметр скорости обучения

r_{th1} – величина порога для фактора питания

M_f – мотивация питания

M_p – мотивация охраны

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вентцель, Е.С. Исследование операций: задачи, принципы, методология / Е.С. Вентцель. – 2-е изд., стер. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1988. – 208 с.
2. Таха, Х. Исследование операций / Х. Таха. – 10-е изд.: пер. с англ. СПб.: ООО «Диалектика», 2018. – 1056 с.
3. Самарский, А.А. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры / А.А. Самарский, А.П. Михайлов. – 2-е изд., испр. М.: Физматлит, 2005. – 320 с.
4. Катулев, А.Н. Математические методы в системах поддержки принятия решений: Учеб. пособие / А.Н. Катулев, Н.А. Северцев. – М.: Высшая школа, 2005. – 311 с.
5. Алексеев, В.М. Оптимальное управление / В.М. Алексеев, В.М. Тихомиров, С.В. Фомин. – М.: Наука, 1979. – 223 с.
6. Карманов, В.Г. Математическое программирование. Учебное пособие / В.Г. Карманов. – 6-е изд., испр. – М.: Физматлит, 2008. – 264 с.
7. Bonabeau, E. Agent-based modeling: methods and techniques for simulating human systems / E. Bonabeau // Proceedings National Academy of Sciences. – 2002. – V. 99. – P. 7280–7287.
8. Карпов, Ю.Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5 / Ю.Г. Карпов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2009. – 400 с.
9. Данилов, Ю.А. Лекции по нелинейной динамике. Элементарное введение. Учебное пособие / Ю.А. Данилов. – М.: Книжный дом «Либроком», 2017. – 208 с.
10. Форрестер, Дж. Основы кибернетики предприятия (индустриальная динамика) / Дж. Форрестер. – М.: Прогресс, 1971. – 340 с.
11. Richardson, G. Feedback thought in social science and systems / G. Richardson. – Philadelphia, University of Pennsylvania Press, 1991. – P. 374.

12. Ye, D. A survey of self-organization mechanisms in multiagent systems / D. Ye, M. Zhang, A.V. Vasilakos // IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics: Systems. – 2017. – V. 47, N. 3. – P. 441–461.
13. Макаров, В.Л. Социальное моделирование – новый компьютерный прорыв (агент-ориентированные модели) / В.Л. Макаров, А.Р. Бахтизин. – М.: Экономика, 2013. – 295 с.
14. Shoham, Y. Multiagent Systems: Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical Foundations / Y. Shoham, K. Leyton-Brown. – Cambridge University, 2008. – P. 532.
15. Рассел, С. П. Искусственный интеллект: Современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. – 2-е изд. Пер. с англ. М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2016. – 1408 с.
16. Gilbert, N. Agent-based models /N. Gilbert. – Sage Publications, Inc, 2007. – 98 p.
17. Hayes-Roth, B. An architecture for adaptive intelligent systems / B. Hayes-Roth // Artificial Intelligence: Special Issue on Agents and Interactivity. – 1995. – V. 72. – P. 329–365.
18. Wooldridge, M. Intelligent agent: theory and practice / M. Wooldridge, N. Jennings // Knowledge Engineering Review. – 1995. – V. 10, № 2. P. 115–152.
19. Maes, P. Artificial Life meets entertainment: life like autonomous agents / P. Maes // Communications of the ACM. – 1995. V. 38, № 11. – P. 108–114.
20. Тарасов, В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика / В.Б. Тарасов. – М.: Эдиториал УРСС, 2002. – 352 с.
21. Maidstone, R. Discrete event simulation, system dynamics and agent-based simulation: discussion and comparison / R. Maidstone // System. – 2012. – P. 1-6.
22. Schieritz, N. Modeling the forest or modeling the trees - a comparison of system dynamics and agent-based simulation / N. Schieritz, P. Milling // In: Proceedings of the 21st international conference of the System Dynamics Society. – 2003. – P. 1-15.

23. Фон Нейман, Дж. Теория самовоспроизводящихся автоматов / Дж. фон Нейман. – М.: Мир, 1971. – 326 с.
24. Винер, Н. Кибернетика, или управление и связь в животном и машине / Н. Винер. – 2-е изд. – М.: Наука, Главная редакция изданий для зарубежных стран, 1983. – 344 с.
25. Gardner, M. The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life" / M. Gardner // Scientific American. – 1970. – № 4. – Р. 120-123.
26. Цетлин, М. Л. Исследование по теории автоматов и моделированию биологических систем / М.Л. Цетлин. – М.: Наука, Главная редакция физико-математической литературы, 1969. – 316 с.
27. Крылов, В. Ю., Цетлин М. Л. Об играх автоматов / В.Ю. Крылов, М.Л. Цетлин // Автоматика и телемеханика. – 1963. – Т. 24, № 7. – С. 975–987.
28. Стефанюк, В.Л. Пример задачи на коллективное поведение двух автоматов / В.Л. Стефанюк // Автоматика и телемеханика. – 1963.– Т. 24, № 6. – С. 781–784.
29. Варшавский, В.И. Коллективное поведение автоматов / В.И. Варшавский. – М.: Наука, 1973. – 407 с.
30. Поспелов, Д.А. От моделей коллективного поведения к многоагентным системам / Д.А. Поспелов // Программные продукты и системы. – 2003. – № 2. – С. 39–44.
31. Карпов, В.Э. Коллективное поведение роботов. Желаемое и действительное / В.Э. Карпов // Современная мехатроника. Сб. научн. трудов Всероссийской научной школы (г. Орехово-Зуево, 22-23 сентября 2011). – 2011. – С. 35–51.
32. Варшавский, В.И. Оркестр играет без дирижера: размышления об эволюции некоторых технических систем и управлении ими. / В.И. Варшавский, Д.А. Поспелов. – М.: Наука, Главная редакция физико-математической литературы, 1984. – 208 с.
33. Holland, J. Artificial adaptive agents in economic theory / J. Holland, J. Miller // American Economic Review, American Economic Association. – 1991. – V. 81, № 2. – Р. 365–371.

34. Ashby, W. Principles of the self-organizing dynamic system / W. Ashby // Journal of General Psychology. – 1947. – V. 37. – P. 125–128.
35. Хакен, Г. Синергетика: Принципы и основы. Перспективы и приложения / Г. Хакен. В 2-х частях. Изд. 2-е, доп. – М.: УРСС: Ленанд, 2015. – 448 с.
36. Тарасов, В.Б. Агенты, многоагентные системы, виртуальные сообщества: стратегическое направление в информатике и искусственном интеллекте / В.Б. Тарасов // Новости искусственного интеллекта. – 1998. № 2. – С.5-63.
37. Городецкий, В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. I. Модели многоагентной самоорганизации / В.И. Городецкий // Известия РАН "Теория и системы управления". – 2012. № 2. – С. 92–120.
38. Городецкий, В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. II. Приложения и технология разработки / В.И. Городецкий // Известия РАН "Теория и системы управления". – 2012. – № 3. – С. 102–123.
39. M. Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem / M. Dorigo, L.M. Gambardella // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 1997. – V. 1, № 1. – P. 53–66.
40. Бурцев, М.С. Исследование новых типов самоорганизации и возникновения поведенческих стратегий: дис. ... канд. физ.-мат. наук: 05.13.18 / Бурцев Михаил Сергеевич. М., 2005. – 120 с.
41. Редько, В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики / В.Г. Редько. – изд. 3-е. – М.: КомКнига, 2005. – 224 с.
42. Лаборатория агентного моделирования [Электронный ресурс]. URL: <http://abm.center/>
43. Электронный научно-образовательный журнал «Искусственные общества» [Электронный ресурс]. URL: <https://artsoc.jes.su/>
44. Бахтизин, А.Р. Гибрид агент-ориентированной модели с пятью группами домохозяйств и CGE модели экономики России / А.Р. Бахтизин // Искусственные общества. – 2007. – Т. 2, № 2. – С. 30–75.

45. Макаров, В.Л. Искусственные общества и будущее общественных наук / В.Л. Макаров // Избранные лекции университета. – Санкт-Петербург: СПбГУП, 2009. – Вып. 99. – 28 с.
46. Макаров, В.Л. Искусственные общества / В.Л. Макаров // Экономика и математические методы. – 2012. – Т. 48, № 3. – С. 3–20.
47. Epstein, J. Growing artificial societies: social science from the bottom up / J. Epstein, R. Axtell. – Washington, DC, USA: The Brookings Institution, 1996. – P. 120.
48. Journal of Artificial Societies and Social Simulation. [Электронный ресурс]. URL: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk>
49. Tesfatsion, L. Agent-based computational economics: growing economies from the bottom up / L. Tesfatsion // Artificial Life. – 2002. – V. 8, № 1. – P. 55–82.
50. Tesfatsion, L. Agent-based computational economics: a constructive approach to economic theory / L. Tesfatsion, K. Judd // Handbook of Computational Economics. Agent-Based Computational Economics. – 2006. – V. 2. NorthHolland/Elsevier, Amsterdam, the Netherlands, 2006. – P. 905.
51. Langton, C. Artificial Life: an overview / C. Langton. – MA: The MIT Press, 1995. – P. 345.
52. Редько, В.Г. Эволюционная кибернетика / В.Г. Редько. – М.: Наука, 2001. – 155 с.
53. Lebaron, B. Modeling macroeconomies as open-ended dynamic systems of interacting agents /B. Lebaron, L. Tesfatsion // Am. Econ. Rev. – 2008. – V. 98, № 2. – P. 246–250.
54. Виттих, В.А. Мультиагентные модели взаимодействия для построения сетей потребностей и возможностей в открытых системах / В.А. Виттих, П.О. Скобелев // Автоматика и телемеханика. – 2003. – № 1. – С. 177–185.
55. Demazeau, Y. Decentralized A.I. / Y. Demazeau Y., J.-P. Müller. – Elsevier Science Publisher B.V, North-Holland, 1990. – 227 с.

56. Axtell, R. Why agents? On the varied motivations for agent computing in the social sciences / R. Axtell // Center for Social and Economic Dynamics, Working Paper N17. – 2000.
57. DeGroot, M.H. Reaching a consensus // J. Amer. Statist. Assoc. – 1974. – Vol. 69, № 345. – P. 118–121.
58. Агаев, Р.П. Сходимость и устойчивость в задачах согласования характеристик (обзор базовых результатов) / Р.П. Агаев, П.Ю. Чеботарев // Управление большими системами. – 2010. – Т. 30, № 1. – С. 470-505.
59. Городецкий, В.И. Современное состояние и перспективы индустриальных применений многоагентных систем / В.И. Городецкий, О.Л. Бухвалов, П.О. Скобелев, И.В. Майоров // Управление большими системами. – 2017. – Вып. 66. – С. 94–157.
60. Карпов, В.Э. Социальные сообщества роботов: Эмоции и темперамент роботов. Общение роботов. Модели контагиозного, подражательного и агрессивного поведения роботов. Командное поведение роботов и образование коалиций. Пространственная память анимата / В.Э. Карпов, И.П. Карпова, А.А. Кулинич. – М.: ЛЕНАНД, 2019. – 352 с.
61. Genesereth, M. Cooperation without communication / M. Genesereth, M. Ginsberg, J. Rosenschein // In Proceedings of AAAI'86. AAAI Press. – 1986. – P. 51-57.
62. Jennings, N. A roadmap of agent research and development / N. Jennings, K. Sycara, M. Wooldridge // Autonomous Agents and Multi-agent Systems. – 1998. – V.1. – P. 7–38.
63. Axelrod, R. The complexity of cooperation: agent-based models of competition and collaboration / R. Axelrod. – Princeton University Press, Princeton, 1997. – P. 248
64. Полтерович, В.М. От социального либерализма – к философии сотрудничества / В.М. Полтерович // Общественные науки и современность. – 2016. – № 4. – С. 41–64.

65. Полтерович, В.М. Позитивное сотрудничество: факторы и механизмы эволюции / В.М. Полтерович // Вопросы экономики. – 2016. – № 11. – С. 5-23.
66. Редько, В.Г. Моделирование конкуренции при эволюции многоагентной системы / В.Г. Редько, М.С. Бурцев, З.Б. Сохова, Г.А. Бесхлебнова // Искусственные общества. – Т. 2, № 2. – С. 76–89.
67. Бурцев, М.С. Эволюция кооперативных стратегий из первых принципов / М.С. Бурцев, П.В. Турчин. В кн.: П.В. Турчина «Историческая динамика. На пути к теоретической истории». Приложение С. – М.: УРСС, 2007. – С. 317–328.
68. Burtsev, M. Evolution of cooperative strategies from first principles / M. Burtsev, P. Turchin // Nature. – 2006. – V. 440, № 7087. – P. 1041–1044.
69. Бурков, В.Н. Конкурсные механизмы в задачах распределения ограниченных ресурсов / В.Н. Бурков, Б. Данев, А.К. Еналеев, Т.Б. Нанева, Л.Д. Подвальный, Б.С. Юсупов // Автоматика и телемеханика. – 1988. – №.11. – С. 142–153.
70. Бурков, В.Н. Теория активных систем: состояние и перспективы / В.Н. Бурков, Д.А. Новиков. – М.: Синтег, 1999. – 128 с.
71. Новиков, Д.А. Теория управления организационными системами. – М.: Физматлит, 2012. – 604 с.
72. Диксит, А. Стратегические игры / С. Скит, Д. Рейли. – М.: Манн, Иванов и Фербер, 2017. – 880 с .
73. Roos, M. Trust in a network of investors and startup entrepreneurs / M. Roos, A. Klabunde. Artificial Economics and Self Organization. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. – Springer, Cham, 2014. – V. 669. – P.147–159.
74. Claes, R. A decentralized approach for anticipatory vehicle routing using delegate multiagent systems / R. Claes, T. Holvoet, D. Weyns // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2011. – V. 12, № 2. – P. 364–373.

75. Holvoet, T. Exploiting the environment for coordinating agent intentions / T. Holvoet, P. Valckenaers // Environments for Multi-Agent Systems III, Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Berlin et al.: Springer, 2007. – V. 4389. – P. 51–66.
76. Mamei, M. Co-Fields: A physically inspired approach to motion coordination / M. Mamei, F. Zambonelli, L. Leonardi // IEEE Pervasive Computing. – 2004. – V.3, № 2. – P. 52-61.
77. Camurri, M. Urban traffic control with co-fields / M. Camurri, M. Mamei, F. Zambonelli // Series Lecture Notes in Artificial Intelligence. – Springer, 2007. – V. 4389. – P. 239–253.
78. Axtell, R. The emergence of firms in a population of agents / R. Axtell. – Working Papers 99-03-019. – Santa Fe Institute, 1999. – P. 108.
79. Редько, В.Г. Модель взаимодействия инвесторов и производителей в прозрачной экономической системе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Экономика и математические методы. – 2018. – Т. 54, № 2. – С. 50–61.
80. Red'ko, V.G. Model of collective behavior of investors and producers in decentralized economic system / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // Procedia Computer Science. – 2018. – V. 123. – P. 380–385.
81. Сохова, З.Б. Исследование коллективного поведения агентов в децентрализованной экономической системе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Известия КБНЦ РАН. – 2017. – Т. 2, № 6 (80). – С. 221–229.
82. Sokhova, Z.B. Agent-based model of interactions in the community of investors and producers / Z.B. Sokhova, V.G. Red'ko // In: A.V. Samsonovich, V.V. Klimov, G.V. Rybina (eds.) Biologically Inspired Cognitive Architectures (BICA) for Young Scientists. Proceedings of the First International Early Research Career Enhancement School (FIERCES 2016). – Springer International Publishing Switzerland, 2016. – P. 235–240.
83. Red'ko, V.G. Processes of self-organization in the community of investors and producers / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // In: B. Kryzhanovsky, W. Dunin-Barkowski, V. Redko (eds.) *Selected Papers from the XIX International*

Conference on Neuroinformatics, October 2-6, 2017, Moscow, Russia. – Springer International Publishing Switzerland, 2018. – P. 163–169.

84. Сохова, З.Б. Моделирование поиска инвестиционных решений автономными агентами в прозрачной конкурентной экономике / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // *Искусственный интеллект и принятие решений*, №2, С. 98–108, 2019.
85. Sokhova, Z.B. Comparison of two models of a transparent competitive economy / Z.B. Sokhova, V.G. Red'ko // *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research III*, Springer, Cham, 2019.
86. Сохова, З.Б. Анализ механизмов распределения прибыли в модели прозрачной экономики / З.Б. Сохова // *Труды НИИСИ РАН*, Т.9, №3, С.78-82, 2019.
87. Red'ko, V.G. Iterative method for distribution of capital in transparent economic system / V.G. Red'ko, Z.B. Sokhova // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2017. – V. 26, № 3. – P. 182–191.
88. Sharpanskykh, A. An adaptive agent model for affective social decision making / A. Sharpanskykh, J. Treur // *Biologically Inspired Cognitive Architectures*. – 2013. – V.5. – P. 72–18.
89. Karpov, V. Leader election algorithms for static swarms / V. Karpov, I. Karpova // *Biologically Inspired Cognitive Architectures*. – 2015. – V. 12. – P. 54–64.
90. Sokhova, Z.B. Model of self-organizing system of autonomous agents. In: Kryzhanovsky B., Dunin-Barkowski W., Redko V., Tumentsev Y. (eds.) *Advances in Neural Computation, Machine Learning, and Cognitive Research IV*, Springer, Cham, Studies in Computational Intelligence (SCI, volume 925), PP. 93-100, 2021.
91. Cetnarowicz, K. Evolution in multi-agent world = genetic algorithms + aggregation + escape / K. Cetnarowicz // In 7th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World (MAAMAW' 96). – Vrije Universiteit Brussel, Artificial Intelligence Laboratory, 1996.
92. Cetnarowicz, K. The application of evolution process in multi-agent world (MAW) to the prediction system / K. Cetnarowicz, M. Kisiel-Dorohinicki, E. Nawarecki //

- Proceedings of the 2nd International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS'96), M. Tokoro (ed.). – AAAI Press, 1996. P. 26–32.
93. Byrski, A. Evolutionary multi-agent systems / A. Byrski, R. Drezewski, L. Siwik, M. Kisiel-Dorohinicki // The Knowledge Engineering Review. – Cambridge University Press, 2015. – V. 30, № 2, – P. 171–186.
94. Емельянов, В.В. Теория и практика эволюционного моделирования / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2003. – С. 432.
95. Курейчик, В.М. Поисковая адаптация: теория и практика / В.М. Курейчик, Б.К. Лебедев, О.Б. Лебедев. – М.: Физматлит, 2006. – С. 272.
96. Гладков, Л.А. Генетические алгоритмы: Учебное пособие / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – 2-е изд. – М.: Физматлит, 2006. – С. 320.
97. Редько, В.Г. Модель эволюции популяции малых фирм в условиях технопарка / В.Г. Редько, С.М. Тухвебер // Математика, компьютер, образование. Тезисы VIII Конференции, Пущино. М.: Прогресс-Традиция, 2001. – С. 385.
98. Ляшко, М.А. Модель эволюции взаимодействующих агентов в популяции высокотехнологичных фирм / М.А. Ляшко, В.Г. Редько, С.М. Тухвебер // Рефлексивные процессы и управление. Тезисы III Международного симпозиума 8-10 октября 2001 г., Москва . – М.: Изд-во "Институт психологии РАН", 2001. – С. 154–156.
99. Ляшко, М.А. Модель эволюции популяции высокотехнологичных фирм / М.А. Ляшко, С.М. Тухвебер, В.Г. Редько // Исследовано в России (электронный журнал) – 2002. – № 8. – С. 109-110. URL: <https://cyberleninka.ru/article/v/model-evolyutsii-populyatsii-vysokotekhnologichnyh-firm>
100. Редько, В.Г. Модель взаимодействия между обучением и эволюционной оптимизацией / В.Г. Редько // Математическая биология и биоинформатика (электронный журнал). – 2012. – Т. 7, № 2. – Р. 676–691. URL: http://www.matbio.org/2012/Redko_7_676.pdf

101. Hinton, G. How learning can guide evolution / G. Hinton, S. Nowlan // Complex Systems. – 1987. – V. 1, № 3. P. 495–502.
102. Mayley, G. Guiding or hiding: explorations into the effects of learning on the rate of evolution / G. Mayley // Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life (ECAL 97). Eds. P. Husbands, I. Harvey. – Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1997. P. 135–144.
103. Сохова, З.Б. Эволюция и обучение в модели взаимодействия инвесторов и производителей / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Труды НИИСИ РАН, – 2019. – Т. 9, № 1. – С. 61–65.
104. Сохова, З.Б. Анализ влияния эволюционных процессов и обучения на поведение экономических агентов / / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // Известия КБНЦ РАН, 2018. – Т. 3, № 6 (86). – С. 123–131.
105. Буздалов, И.Н. Опыт и результаты аграрных реформ в Китае и России / И.Н. Буздалов // АПК: экономика и управление. – 2014. – № 12. – С. 3–18.
106. Dury, A. Reactive approach for solving constraint satisfaction problems: assigning land use to farming territories / A. Dury, F. Le Ber, V. Chevrier // Series Lecture Notes in Artificial Intelligence. Eds J. Muller, M. Singh, A. Rao. – Springer, 1998. – V. 1555. – P. 397–412.
107. Bert, F. An agent-based model to simulate structural and land use changes in agricultural systems of the argentine pampas / F. Bert, G. Podestá, S. Rovere, A. Menéndez, M. North, E. Tatara, C. Laciana, E. Weber, F. Toranzo // Ecological Modelling. – 2011. – V. 222, № 19. – P. 3486–3499.
108. Гуртуев, А.О. Моделирование поведения экономических агентов на локальных рынках с информационной асимметрией / А.О. Гуртуев, Е.Г. Деркач, З.З. Иванов, З.В. Нагоев. – Нальчик: Издательство КБНЦ РАН, 2010. – 116 с.
109. Гуртуев, А.О. Сравнительный анализ эффективности различных механизмов распределения сельхозугодий при земельной реформе / А.О. Гуртуев, З.З. Иванов // Известия КБНЦ РАН. – 2009. – № 4. – С. 29–40.

110. Сохова, З.Б. Агент-ориентированная модель аренды сельскохозяйственных угодий в регионе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько, З.В. Нагоев // Известия КБНЦ РАН. – 2015. – Т. 2, № 6(68). – С. 174–182.
111. Сохова, З.Б. Агент-ориентированная модель рынка аренды сельскохозяйственных угодий в регионе / З.Б. Сохова, В.Г. Редько // XVIII Международная научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2016". Сб. науч. трудов. В 3-х частях. М.: НИЯУ МИФИ, 2016. – Ч. 1. – С. 204–213.
112. Редько, В.Г. Многоагентная модель аренды сельскохозяйственных земель в регионе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Искусственные общества. – 2015. – Т. 10, № 1-4. – С. 5–20.
113. Редько, В.Г. Многоагентная модель распределения сельскохозяйственных угодий в регионе / В.Г. Редько, З.Б. Сохова // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте. Сб. науч. трудов VIII-й международной научно-технической конференции (Коломна, 18-20 мая 2015 г.). В 2-х томах. – М.: Физматлит, 2015.– Т. 2, С. 486–493.
114. Сохова, З.Б. Модель кооперирующихся агентов-охранников с потребностями и мотивациями / З.Б. Сохова, Р.Р. Шикзатов // Научная сессия НИЯУ МИФИ XV Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2013. Сб. науч. трудов. В 3-х частях. М.: НИЯУ МИФИ, 2013. – Ч. 2, – С. 274–281.
115. Редько, В.Г. Моделирование адаптивного поведения автономных агентов / В.Г. Редько, Г.А. Бесхлебнова // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2010. – № 3. – С. 33–38.
116. Коваль, А.Г. Поведение модельных организмов, обладающих естественными потребностями и мотивациями / А.Г. Коваль, В.Г. Редько // Математическая биология и биоинформатика [электронный журнал]. – 2012. – Т. 7, № 1. – С. 266–273. URL: [http://www.matbio.org/2012/Koval2012\(7_266\).pdf](http://www.matbio.org/2012/Koval2012(7_266).pdf).

117. Редько, В.Г. Моделирование когнитивной эволюции: на пути к теории эволюционного происхождения мышления / В.Г. Редько. – изд. 2-е, испр. и доп. – М.: URSS, 2019. – 264 с.
118. Саттон, Р.С. Обучение с подкреплением / Р.С. Саттон, Э.Г. Барто. – М.: Бином, 2011. – 402 с.

Приложения

Приложение А. Акт об использовании результатов кандидатской диссертационной работы в проектно-исследовательской деятельности Торгово-промышленной палаты КБР.

УТВЕРЖДАЮ

Председатель

Торгово-промышленной

палаты Кабардино-Балкарии

Х.М. Гукетлов



февраля 2020 г.

АКТ

об использовании результатов
кандидатской диссертационной работы Соховой З.Б.

Результаты диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук «Исследование методов поиска решений экономическими агентами» по научной специальности 05.13.18 «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ», выполненной в Федеральном государственном учреждении «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук» м.и.с. Соховой З.Б., использованы в научно-аналитической и проектно-исследовательской деятельности Торгово-промышленной палаты Кабардино-Балкарской Республики.

Предложенная в диссертации оригинальная многоагентная модель прозрачной конкурентной экономики была использована для анализа экономических процессов, происходящих в сообществе инвесторов и предпринимателей Кабардино-Балкарской Республики.

Разработанная и исследованная в диссертации методика может быть применена для организации прозрачного взаимодействия между потенциальными инвесторами и производителями, способствуя коммуникации инвесторов и производителей в регионе, а также более выгодному распределению инвестиций.

Предполагается применение предложений автора при разработке программной платформы для внедрения инструментов цифровой прозрачной экономики.

Председатель
Торгово-промышленной палаты КБР



Х.М. Гукетлов

Приложение Б

Приложение Б. Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в образовательный процесс ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»



АКТ о внедрении результатов диссертационного исследования Соховой З.Б. в образовательный процесс ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»

Результаты диссертационного исследования на соискание ученой степени кандидата технических наук «Исследование методов поиска решений экономическими агентами» по научной специальности 05.13.18. «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ», выполненного в Федеральном государственном учреждении «Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук» м.н.с. Соховой З.Б. внедрены в учебный процесс ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет».

Вид результатов, внедренных в учебный процесс: оригинальная модель прозрачной экономической системы (базовая модель), модель открытой монополии, модель нечестной конкуренции, модель с «гибким» распределением прибыли, упрощенная эволюционная модель взаимодействия агентов, эволюционная модель с непрерывными степенями доверия.

Область применения: практические занятия по дисциплинам
1.Принятие управленческих решений.
2.Управление проектами.

Методы предложенные в диссертационной работе могут быть полезны в качестве основы для построения аналогичных многоагентных моделей при исследовании конкуренции и сотрудничества в экономических и социальных дисциплинах.

Настоящий акт составлен комиссией в составе:

Декан факультета экономики,
менеджмента и информационных технологий,
заведующий кафедрой управления,
доктор технических наук, профессор,


Баркалов С.А.

Председатель учебно-методической комиссии

Доктор технических наук, профессор  Курочкина П.Н.

**Приложение В. Акт об использовании результатов диссертации в учебном процессе
Березниковского филиала Пермского национального исследовательского политехнического
университета**



об использовании результатов диссертации
СОХОВОЙ ЗАРЕМЫ БОРИСОВНЫ
 «Исследование методов поиска решений экономическими агентами»
 в учебном процессе Березниковского филиала Пермского национального
 исследовательского политехнического университета

Настоящим актом удостоверяем использование материалов диссертации Соховой З.Б. «Исследование методов поиска решений экономическими агентами» в учебном процессе кафедры автоматизации технологических процессов Березниковского филиала Пермского национального исследовательского политехнического университета.

Существенные теоретические результаты, практические примеры, технологии и алгоритмы, полученные в ходе работы над диссертацией, включая оригинальную модель прозрачной экономической системы, модели открытой монополии, нечестной конкуренции, упрощенная эволюционная модель взаимодействия агентов, эволюционная модель с непрерывными степенями доверия вошли в состав дисциплины «Моделирование деятельности» для магистрантов направления 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника».

Методы, предложенные в диссертационной работе, могут быть полезны в качестве основы для построения аналогичных многоагентных моделей при исследовании конкуренции и сотрудничества в социально-технических и экономических системах в рамках соответствующих дисциплин.

Заведующий кафедрой


25.02.2020

д.т.н., проф. Затонский А.В.

Секретарь кафедры



Федосеева К.А.

Приложение Г. Описание состава программы для ЭВМ «Программа, реализующая алгоритм взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей в многоагентной модели прозрачной конкурентной экономики»

**Описание
состава программы для ЭВМ**

«Программа, реализующая алгоритм взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей в многоагентной модели прозрачной конкурентной экономики»

Программа реализует алгоритм взаимодействия агентов-инвесторов и агентов-производителей в многоагентной модели прозрачной конкурентной экономики. Программа предназначена для проведения имитационного моделирования и осуществления научных расчетов. Исследователь имеет возможность задавать параметры модели и анализировать поведение системы на глобальном уровне, возникающее как результат взаимодействия множества экономических агентов. Результаты моделирования сохраняются в txt-файлы. Программа не содержит персональных данных.

Тип ЭВМ: ПК с процессором Intel(R) Core(TM) i7-4710HQ CPU @2.50GHz

Язык: Java version 1.8.0_05

ОС: Windows 10

Объем программы: 29 Кб

Приложение Д. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020613628

**Программа, реализующая алгоритм взаимодействия
агентов-инвесторов и агентов-производителей в
многоагентной модели прозрачной конкурентной экономики**

Правообладатель: *Сохова Зарема Борисовна (RU)*

Автор: *Сохова Зарема Борисовна (RU)*

Заявка № **2020612284**

Дата поступления **28 февраля 2020 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **19 марта 2020 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев

