

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ им. В. А. ТРАПЕЗНИКОВА
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК

УДК 519.8

На правах рукописи



Губанов Дмитрий Алексеевич

**МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ
И УПРАВЛЕНИЯ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ**

Специальность 05.13.10 – Управление в социальных
и экономических системах

Диссертация на соискание ученой степени доктора
технических наук

Научный консультант
д.ф.-м.н. А.Г. Чхартишвили

Москва – 2021

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
Глава 1. ПРОБЛЕМЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ.....	16
1.1. Информационное влияние, управление и противоборство в активных сетевых структурах	16
1.2. Формирование представлений и принятие решений агентом в активной сетевой структуре.....	19
1.3. Задачи информационного управления и противоборства в активных сетевых структурах	25
1.4. Классификация моделей информационного влияния в активных сетевых структурах	31
Глава 2. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ ПРЕДСТАВЛЕНИЯМИ АГЕНТОВ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ	53
2.1. Базовая модель информационного влияния.....	55
2.2. Информационное управление и мнения агентов	73
2.3. Унифицированное информационное управление мнениями	77
2.4. Информационное управление и репутация членов сети.....	96
2.5. Информационное управление и доверие членов сети.....	114
2.6. Управляемый консенсус в сети	121
Глава 3. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ В СЕТИ ДЕЙСТВИЙ АГЕНТОВ	136
3.1. Модель распространения действий.....	137
3.2. Учет предпочтений центра.....	139
3.3. Влияние и влиятельность агентов	140

3.4. Влияние и влиятельность структур	150
3.5. Прогноз и информационное управление	152
3.6. Методы расчета влиятельности и имитационное моделирование.....	155
Глава 4. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИНФОРМАЦИОННОГО ПРОТИВОБОРСТВА В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ	164
4.1. Теоретико-игровая модель информационного противоборства. Общая постановка.....	165
4.2. Распределенный контроль и согласование интересов	168
4.3. Информационная эпидемия и защита от нее.....	178
4.4. Информационное противоборство в управлении сетями	191
Глава 5. ТЕХНОЛОГИИ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ	202
5.1. Прикладные задачи анализа и управления активными сетевыми структурами	203
5.2. Технология анализа активных сетевых структур	208
5.3. Программный комплекс анализа активных сетевых структур.....	214
5.4. Методы расчета влияния и влиятельности агентов в активных сетевых структурах	227
5.5. Методы расчета влияния связей и выявления структур и устойчивых каналов распространения активности	245
5.6. Методы анализа защищенности агентов от информационных воздействий	253
5.7. Методы выявления информационных сообществ на основе оказываемого на них влияния.....	258
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	268
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	270

ВВЕДЕНИЕ

Настоящая работа посвящена теоретико-игровым, оптимизационным и имитационным моделям информационного влияния и управления в активных сетевых структурах.

Актуальность темы. *Активные сетевые структуры* (АСС) – социальные структуры, состоящие из множества *агентов* (индивидуальных и коллективных субъектов) и определенного на нем множества *отношений* (совокупности *связей* между агентами, например, коммуникации) – являются предметом активных исследований, начиная со второй половины XX века. Частными случаями АСС являются онлайн-социальная сеть, толпа, социальная группа, сеть авторов научных публикаций и т. д. При моделировании АСС возникает необходимость их анализа, в том числе, как *сетей влияния* – учета взаимного влияния членов сети, динамики их мнений и действий под воздействием этого влияния.

С середины XX века разрабатываются модели информационного влияния в социальных сетях, имеющие как микроэкономические, так и социально-психологические основания. Развивается направление микроэкономических исследований, в котором моделируется поведение рациональных агентов, наблюдающих поведение других агентов и стремящихся устранить неопределенность своих представлений относительно изучаемого вопроса (Bikhchandani S., Vives X., Burguet R., Acemoglu D., Ozdaglar A.). Психологи, однако, отмечают, что индивиды обладают ограниченной рациональностью и допускают систематические ошибки, влияющие на обработку информации (Tversky A., Kahneman D., Simon H.A.). В этом плане более релевантным является «эвристическое» направление исследований, которое основывается на эмпирических закономерностях изменения мнений индивидов и демонстрирует наблюдаемые на практике социально-психологические эффекты (Hunter J.E., French J. R., Harary F., DeGroot M.H., Friedkin N.E., Deffuant G., Hegselmann R., Krause U., Jackson M.O., Flache A., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г., Проскурников А.В., Михайлов А.П., Петров А.П.

и многие другие). Отметим также направление исследований многоагентных систем (Cao Y., Yu W., Ren W., Chen G., Чеботарев П.Ю., Агаев Р.П. и др.), в котором изучаются вопросы анализа и управления многоагентными системами.

В то же время к середине 2000-х годов в теории управления организационными системами были получены результаты изучения механизмов информационного управления (воздействия на информированность участников системы) (Кульба В.В., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. и др.). Эти результаты не в полной мере учитывают структуру АСС и ряд других ее свойств, что привело к началу разработки и применения механизмов информационного управления и противоборства в социальных сетях к концу 2000-х (Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г.).

В настоящее время теоретико-игровые исследования информационного противоборства в социальных сетях проводятся рядом (в основном, судя по открытым публикациям отечественных) исследователей (Мазалов В.В., Буре В.М., Парилина Е.М., Седаков А.А. и др.), однако эти исследования в основном ограничиваются случаем оказания воздействий на мнения простых (в смысле внутренней структуры) агентов в игре с двумя центрами.

Таким образом, актуальной является разработка моделей информационного влияния в АСС с учетом компонент внутренней структуры агента, а также сопряженных с ними моделей информационного управления и противоборства.

Объектом исследования в диссертационной работе являются активные сетевые структуры, **предметом исследования** – информационное влияние и управление в таких структурах.

Цель работы состоит в разработке и исследовании математических моделей, методов и технологий анализа информационного влияния и синтеза эффективного информационного управления в активных сетевых структурах.

Реализация поставленной цели предполагает решение следующих **основных задач**:

1. Выявление специфики активных сетевых структур как объектов управления; формулировка задач информационного управления в активных сетевых структурах.

2. Разработка и исследование моделей и методов информационного влияния в активных сетевых структурах с учетом значимых для информационного взаимодействия компонент внутренней структуры агента.

3. Разработка и исследование моделей и методов информационного управления в активных сетевых структурах.

4. Разработка и исследование моделей и методов информационного противоборства в активных сетевых структурах.

5. Разработка и исследование моделей и методов анализа информационного влияния и влиятельности элементов активных сетевых структур.

6. Разработка технологий анализа информационного влияния в активных сетевых структурах.

7. Внедрение полученных результатов в практику информационного управления активными сетевыми структурами.

Методы исследования. В основе проведенного исследования лежит аппарат современной теории управления, в частности подходы и результаты теории игр, теории активных систем, теории принятия решений и исследования операций. Для формализации объекта исследования используются методы математического моделирования.

Научная новизна работы состоит в разработке единого методологического подхода к разработке и исследованию моделей информационного влияния и управления в активных сетевых структурах, заключающегося в общности описания компонент внутренней структуры агентов и иерархическом способе построения (от моделей информационного взаимодействия агентов до моделей управления и противоборства).

На основе предложенного подхода:

1. Предложена классификация моделей информационного влияния в активных сетевых структурах.

2. Предложено семейство взаимосвязанных математических моделей динамики мнений агентов АСС в условиях информационного влияния со стороны окружения в сети. В базовой модели описывается изменение мнений доверчивых агентов, в более сложных моделях интеллектуальность агентов возрастает: агенты начинают различать доверие к другим агентам и доверие к содержанию их конкретных действий (осторожные агенты), а также начинают вести себя рационально, моделируя информированность и поведение других агентов и сообщая информацию, приводящую к принятию выгодных решений в АСС (манипулирующие и рефлексивные агенты).

3. Сформулированы и решены задачи информационного управления (воздействия на АСС с целью формирования требуемых мнений агентов) для всех разработанных моделей динамики мнений. В этих задачах предметом управления являются различные компоненты внутренней структуры агента АСС.

4. Предложен подход к моделированию и анализу информационного влияния в АСС на основе совершаемых агентами действий и учета интересов управляющего субъекта (акциональный подход). Формализованы различные случаи влияния и влиятельности агентов и структур АСС, исследованы свойства предложенных функций влияния и влиятельности. Поставлены и решены примеры задач прогноза и управления действиями агентов АСС.

5. Сформулирована задача информационного противоборства, для которой построена общая теоретико-игровая модель противоборствующих субъектов, оказывающих управляющие информационные воздействия на АСС. Исследован ряд ее частных случаев, в том числе задача распределенного контроля в АСС, для которой охарактеризованы режимы информационной кооперации и информационной войны управляющих субъектов, а также задача «защита-нападение» в АСС (распространения информационной эпидемии), для которой приведены решения,

включая случай различной информированности и рефлексии управляющих субъектов.

6. Рассмотрены различные случаи информационного противоборства в АСС, различающиеся информированностью субъектов, структурой их целевых функций и порядком их функционирования. Для них построены и проанализированы теоретико-игровые модели, в которых решением игры является: равновесие в доминантных стратегиях, равновесие Нэша, «контрактное равновесие», равновесие Штакельберга, информационное равновесие и равновесие в безопасных стратегиях.

7. Разработаны прикладные методы и алгоритмы анализа АСС на основе акционального подхода для расчета влияния и влиятельности элементов АСС (в том числе агентов), выявления структур и устойчивых каналов распространения действий в АСС, анализа защищенности агентов АСС от информационных воздействий, а также выявления сообществ в АСС. Предложен подход и технология анализа информационного влияния в АСС.

Теоретическая и практическая значимость. Результаты диссертационной работы позволяют разрабатывать и обосновывать механизмы эффективного информационного влияния и управления в АСС. Общность подхода к разработке моделей информационного влияния, управления и противоборства в АСС позволяет распространить полученные в диссертационном исследовании теоретические и практические результаты на широкий круг активных сетевых структур и может служить основой переноса решений практических задач из одних областей в другие.

Эффективность использования разработанных в диссертационной работе моделей и методов информационного влияния и управления подтверждена актами и справками о внедрении. Результаты работы использовались в ряде проектов по спецтеematике. Кроме того, получен ряд свидетельств о регистрации программ.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Предложена концепция информационного влияния, управления и противоборства в АСС, в ней рассматривается новый объект управления – активная сетевая структура. В АСС отсутствует иерархия, а ее элементы (агенты) обладают внутренней активностью и проявляют ее в самостоятельно выбираемых действиях. Концепция позволяет раскрыть объект исследования в его основных существенных аспектах и перейти от фрагментарной разработки моделей, описывающих информационное влияние и управление, к целостному их рассмотрению.

2. На основе концепции разработан подход к созданию и исследованию моделей информационного влияния и управления в активных сетевых структурах. В зависимости от решаемой задачи в рамках подхода можно сначала комплексировать модель исследуемого объекта (выбрав компоненты внутренней структуры агента), а затем построить требуемую иерархию моделей (от моделей информационного взаимодействия агентов до моделей управления и противоборства).

3. В рамках реализации подхода предложено семейство взаимосвязанных математических моделей динамики мнений агентов АСС. В совокупности модели покрывают все описываемые в концепции компоненты внутренней структуры агента, механизмы формирования мнений агентов и принятия ими решений. Модели позволяют учитывать различные эффекты на микроуровне (влияющие на поведение агента) и – как следствие – моделировать возникновение ключевых социально-психологических макро-эффектов в АСС. Проведен анализ разработанных моделей.

4. Поставлены, исследованы и решены задачи информационного управления АСС, в которых предметом управления являются различные компоненты внутренней структуры агента АСС. Показано, что управляющий субъект в каждом рассматриваемом случае может добиться требуемого состояния АСС.

5. Предложен подход к моделированию и анализу информационного влияния в АСС, который позволяет учесть совершаемые действия в сети и интересы управляющего субъекта. Поставлена и решена задача управления АСС для этого

случая. Показано, что разработанные методы расчета влияния и влиятельности агентов АСС обладают рядом хороших свойств, которые позволяют эффективно рассчитывать и сравнивать влияние агентов больших АСС.

6. Поставлены, исследованы и решены задачи информационного противоборства в АСС для различных ситуаций противоборства, различающихся информированностью управляющих субъектов, структурой их целевых функций и порядком их функционирования. Получены условия согласованности интересов управляющих субъектов (информационной кооперации). Показано, что для ситуаций информационного противоборства, сводимых к биматричным играм, стратегическая рефлексия управляющих субъектов приводит к уменьшению игровой неопределенности и в ряде случаев к увеличению выигрышей игроков.

7. Предложены прикладные методы и алгоритмы анализа АСС на основе моделей информационного влияния. Предложенные методы позволяют анализировать информационный ландшафт АСС на основе предпочтений лица принимающего решения: выявлять наиболее влиятельные элементы АСС, оценивать подверженность элементов АСС информационным воздействиям, находить каналы влияния в АСС и скрытые информационные сообщества.

Степень обоснованности и достоверности полученных научных результатов. Достоверность полученных результатов подтверждена анализом отечественных и зарубежных работ по предмету исследования; анализом, обоснованием и апробацией предлагаемых моделей, методов и программных решений; результатами формализации и решения прикладных задач анализа АСС на основе информационного влияния; строгостью применяемого математического аппарата, а также результатами математического и компьютерного моделирования.

Личный вклад. Все основные результаты получены автором.

Апробация работы. Результаты диссертационной работы докладывались на: семинарах Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, МГУ, СПбГУ, МФТИ, ФИАН и др.; международной конференции Management of Large-Scale System Development (Москва 2018, 2019, 2020), международной конференции

International Conference on Computer Simulation in Physics and beyond (Москва 2020), международной конференции IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies (Москва 2017), всемирном Конгрессе IFAC (Сеул 2008, Милан 2011), международной конференции UKACC International Conference on Control (Ковентри 2010), международной конференции X International Meeting of the Society for Social Choice and Welfare (Москва 2010), международной конференции European Conference on Operational Research (Рим 2013), международной научно-практической конференции «Теория активных систем» (ТАС) (Москва 2009, 2011, 2014, 2016, 2019), всероссийском совещании по проблемам управления (ВСПУ) (Москва 2014, 2019), всероссийской мультikonференции по проблемам управления (МКПУ) (Москва 2009; Дивноморское 2013, 2015, 2017; Санкт-Петербург 2012, 2020), 1-й Всероссийской конференции с международным участием «Системный анализ и семиотическое моделирование» (SASM) (Казань 2011), всероссийской школе-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС) (Ижевск 2009; Пермь 2010; Самара 2016), всероссийской междисциплинарной конференции «Социофизика и инженерия» (Москва 2018), всероссийской научной конференции МФТИ (Долгопрудный 2008, 2010, 2016, 2017), IV Всероссийской научно-практической конференции «Перспективные системы и задачи управления» (Домбай 2009), всероссийской конференции «Знания – Онтологии – Теории» (Новосибирск 2007) и ряде других конференций.

На программные продукты получены свидетельства об официальной регистрации программы для ЭВМ Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам.

Исследования по теме диссертационной работы проводились в соответствии с плановой тематикой работ Учреждения Российской академии наук Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, а также при поддержке РФФИ.

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 96 научных работ, в том числе: две монографии, 17 публикаций в изданиях из перечня Web of

Science/Scopus, 23 статьи в рецензируемых журналах из перечня ВАК, получено 3 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, пяти глав, заключения, списка литературы и приложения. Работа содержит 307 страниц текста, 87 рисунков, 5 таблиц, список литературы включает 420 наименований.

Структура и краткое содержание работы

Первая глава посвящена обсуждению общей проблематики информационного влияния и управления в АСС. В разделе 1.1 дано понятие активной сетевой структуры, определены факторы, влияющие на поведение агента в АСС и кратко обозначены задачи информационного влияния, управления и противоборства. В разделе 1.2 рассмотрен процесс принятия решений агентом в активной сетевой структуре, испытывающего информационное влияние со стороны своих соседей. Информационное влияние приводит к изменению представлений агента и, как следствие, может подтолкнуть его к изменению поведения. В разделе 1.3 предметом рассмотрения являются управляющие субъекты, которые воздействуют на АСС каждый в своих целях, формулируются задачи информационного управления и противоборства в АСС. Таким образом в разделах 1.1–1.3 вводится иерархия уровней описания и анализа информационного влияния в АСС, согласно которой в последующих главах диссертационной работы рассматриваются и исследуются математические модели и методы информационного влияния и управления (см. рисунок 1). Наконец, в разделе 1.4 приведены основания классификации и дан обзор наиболее значимых моделей информационного влияния в АСС.

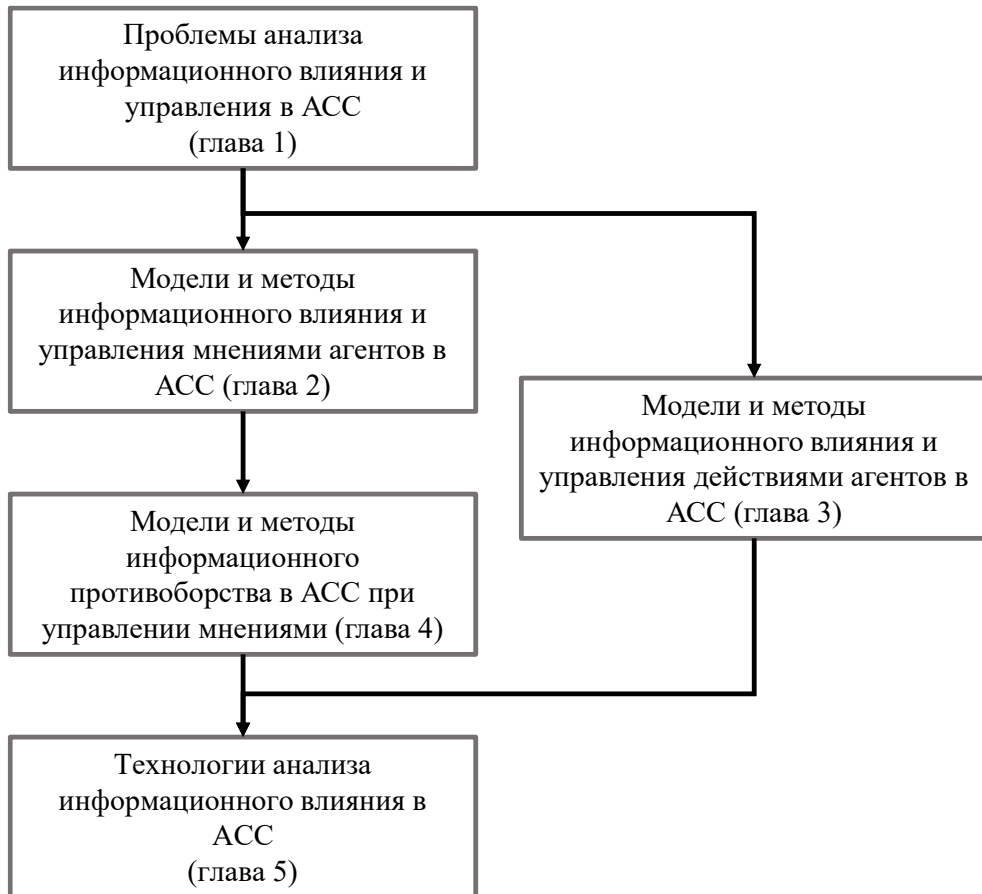


Рисунок 1 – Структура диссертационной работы

На основе предложенного подхода во второй главе разработано семейство математических моделей информационного влияния в АСС, в которых формализованы и исследованы различные компоненты введенной в первой главе концептуальной модели. В базовой модели (разделы 2.1–2.2) описывается изменение мнений агентов под информационным влиянием других членов АСС, в расширениях базовой модели рассматриваются как новые способы представления мнений агентов, так и содержательно более богатые правила изменения мнений (с учетом репутации агентов, с учетом доверия агентов к содержанию получаемых ими сообщений) (разделы 2.3–2.6). Также во второй главе рассматривается взаимосвязанная с динамикой мнений динамика других компонент внутренней структуры агента-индивида (репутации/доверия, см. раздел 2.4). Для всех разработанных моделей динамики мнений агентов АСС формулируются и решаются задачи ин-

формационного управления (воздействия на агентов АСС с целью формирования требуемых мнений в АСС), в этих задачах предметом управления являются различные компоненты внутренней структуры агента: как мнения агентов, так и их репутация и доверие друг другу.

Следует отметить, что в реальных АСС, как правило, наблюдаемы не представления агентов, а их действия. Поэтому наряду с моделированием динамики мнений (и зависящих от них действий) в третьей главе рассматривается подход к моделированию и анализу информационного влияния в АСС на основе совершаемых агентами действий и интересов управляющего органа (*акциональный подход*), в рамках которого разрабатывается модель распространения действий (раздел 3.1) и формализуются интересы управляющего органа при помощи функции значимости действий агентов АСС (раздел 3.2). Формализуются различные случаи влияния и влиятельности агентов и структур АСС (разделы 3.3–3.4), доказываются ряд утверждений, связанных с функциями влияния и влиятельности. Рассмотрены также задачи прогноза и информационного управления (раздел 3.5). В завершение главы обозначена связь методов расчета влиятельности с методами структурной центральности (раздел 3.6).

В четвертой главе на основе разработанных моделей информационного влияния и управления исследуется информационное противоборство управляющих субъектов. Рассматривается общая теоретико-игровая модель информационного противоборства в АСС и исследуется ряд ее частных случаев (раздел 4.1), включая задачу распределенного контроля в АСС, для которой получены условия информационной кооперации центров (раздел 4.2). Формулируется и исследуется задача информационного противоборства в форме распространения информационной эпидемии и защиты от нее с учетом различной информированности и рефлексии агентов (здесь также получены результаты в области теории рефлексивных игр, связанные с уменьшением числа равновесий в биматричных играх) (раздел 4.3). Далее демонстрируется сведение различных задач анализа информа-

ционного противоборства к задачам теории игр на ряде иллюстративных примеров (раздел 4.4).

В пятой главе разрабатываются прикладные модели и алгоритмы анализа АСС на основе предложенных ранее моделей информационного влияния. В разделе 5.1 рассматриваются прикладные задачи анализа и управления активными сетевыми структурами. В разделе 5.2 предлагается технология анализа активных сетевых структур, в разделе 5.3 описан программный комплекс анализа активных сетевых структур. Далее рассматриваются методы и алгоритмы анализа АСС: расчета влияния и влиятельности агентов АСС (раздел 5.4), расчета влияния связей активных сетевых структур, выявления структур и устойчивых каналов распространения активности (раздел 5.5), анализа защищенности агентов активных сетевых структур от информационных воздействий (раздел 5.6), а также выявления информационных сообществ в активных сетевых структурах (раздел 5.7).

В заключении сформулированы основные выводы и результаты диссертационного исследования.

Глава 1. ПРОБЛЕМЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ

1.1. Информационное влияние, управление и противоборство в активных сетевых структурах

В настоящей работе рассматриваются модели информационного влияния и управления в активных сетевых структурах. Под *активной сетевой структурой* (АСС) на качественном уровне понимается социальная структура [24, 75], состоящая из множества *агентов* (индивидуальных или коллективных субъектов – людей, групп людей, организаций и т.п.) и определенного на нем множества *отношений* (совокупности *связей* между агентами, например: знакомства, дружбы, сотрудничества, влияния, коммуникации). Заметим, что в АСС отсутствует иерархия, а агенты обладают внутренней активностью и проявляют ее в самостоятельно выбираемых действиях. Формально АСС представляет собой *граф* $G(N, E)$, в котором $N = \{1, 2, \dots, n\}$ – множество вершин (агентов) и E – конечное множество ребер, отражающих взаимные отношения агентов. Частными случаями АСС являются социальные сети, толпа, социальные группы, сети авторов научных публикаций и т. д.

Поведение агента в АСС в целом зависит от следующих факторов [75] (см. рисунок 2): внутренних представлений относительно выбора того или иного действия (*индивидуальный фактор*); взаимодействия с другими агентами (взаимовлияния) в сети (*социальный фактор*); и воздействия (влияния) со стороны управляющего органа – центра (*управляющий фактор*).

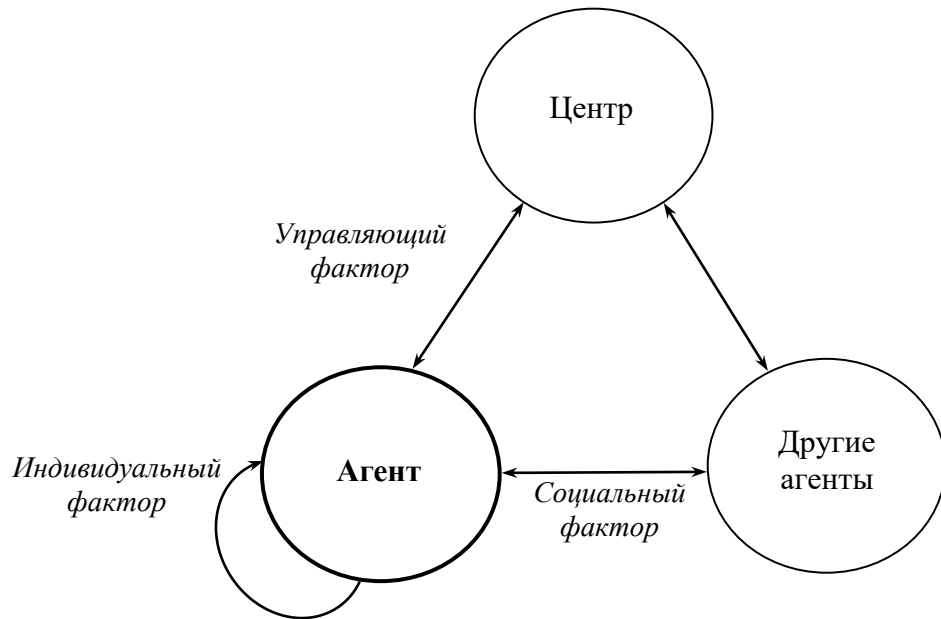


Рисунок 2 – Факторы, влияющие на поведение агента
в активной сетевой структуре

Поскольку АСС в последнее время (в особенности онлайн-социальные сети) являются объектами и средствами информационного управления, и ареной информационного противоборства, то при рассмотрении моделей АСС, учитывающих *информированность* агентов (то есть ту информацию, которой они обладают на момент принятия решений), можно выделить три уровня описания и анализа АСС: информационного влияния, информационного управления и информационного противоборства – см. Рисунок 3.



Рисунок 3 – Информационное влияние, управление и противоборство

Модель информационного влияния дает возможность исследовать зависимость поведения субъекта от его информированности и, следовательно, от информационных воздействий. Имея модель информационного влияния, можно ставить и решать задачу *информационного управления*: какими должны быть информационные воздействия с точки зрения управляющего субъекта, чтобы добиться от управляемого субъекта требуемого поведения. И, наконец, умея решать задачу информационного управления, можно моделировать *информационное противоборство* – взаимодействие нескольких субъектов, обладающих несовпадающими интересами и осуществляющих информационные воздействия на один и тот же управляемый субъект.

Рассмотрим последовательно каждый из уровней описания и анализа информационных взаимодействий в АСС.

1.2. Формирование представлений и принятие решений агентом в активной сетевой структуре

В настоящей работе предполагается, что представления и поведение агента в АСС существенным образом определяются оказываемым на него влиянием со стороны других агентов в сети (см. социальный фактор на рисунке 2). Этот факт подтверждается исследованиями в области социальной психологии, в которой вводится специальный термин *социальное влияние* (в широком смысле социальное влияние определяется как изменение психического состояния или поведения человека, осуществляемое другим человеком или группой [75]). Различают два вида социального влияния: *информационное* и *нормативное*. Информационное влияние приводит к изменению внутренних психических процессов объекта (чаще всего здесь подразумевается изменение установок – в том числе представлений, мнений и убеждений – при помощи информационных воздействий) и, как следствие, может подтолкнуть его к изменению поведения. Нормативное влияние связано с социальным давлением, с правилами общепринятого и ожидаемого поведения. Объект при этом в поисках социального одобрения (в стремлении оправдать ожидания окружающих) может проявить уступчивость и продемонстрировать ожидаемое поведение, внутренне не соглашаясь с ним и не изменяя свои установки. Также очевидно, что поведение агента определяется не только его установками и социальным влиянием, но и ограничениями, с которыми он сталкивается (возможно даже его субъективными представлениями об ограничениях, которых объективно может и не быть).

С учетом приведенных рассуждений опишем концептуальную модель принятия решений агентом АСС.

Пусть агенты АСС представлены множеством $N = \{1, 2, \dots, n\}$. Пусть i -й агент способен выбирать некоторое *действие* y_i из множества допустимых действий A_i . В отсутствие внешних воздействий выбор действия определяется его

типом (внутренним состоянием) $x_i \in X_i$ – мнением по некоторому вопросу, либо совокупностью его представлений, установок и мнений по ряду взаимосвязанных вопросов (см. индивидуальный фактор на рисунке 2).

Однако в общем случае его выбор определяется не только собственным типом, но и его информацией о действиях других агентов АСС. В результате выбора действия y_i агент получает выигрыш $f_i(x_i, y_i, y_{-i})$, где $y_{-i} \in A_{-i} = \prod_{j \neq i} A_j$ – вектор действий остальных агентов АСС, а $f_i: X_i \times A_i \times A_{-i} \rightarrow \mathfrak{R}^1$ – действительная целевая функция, отражающая предпочтения агента.

Примем гипотезу рационального поведения, заключающуюся в том, что агент с учетом всей имеющейся у него информации выбирает действия, которые наиболее предпочтительны с точки зрения значений своей целевой функции. В соответствии с гипотезой рационального поведения агент выбирает альтернативу из множества «лучших» альтернатив. В рассматриваемом случае это множество является множеством альтернатив, на которых достигается максимум целевой функции: $\text{Arg max}_{y_i} f_i(x_i, y_i, y_{-i})$ при фиксированных x_i и y_{-i} (см. структуру процесса принятия решений на рисунке 4).

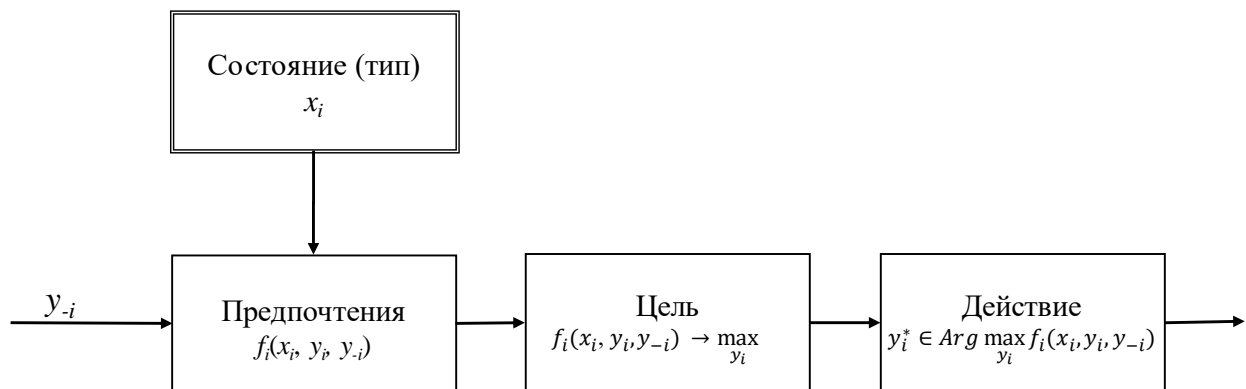


Рисунок 4 – Структура процесса принятия решений агентом

Усложним модель, а именно будем считать, что тип агента меняется под воздействием наблюдаемых им действий других агентов, в особенности тех, ко-

торым он доверяет (и которые, тем самым, оказывают на него информационное влияние).

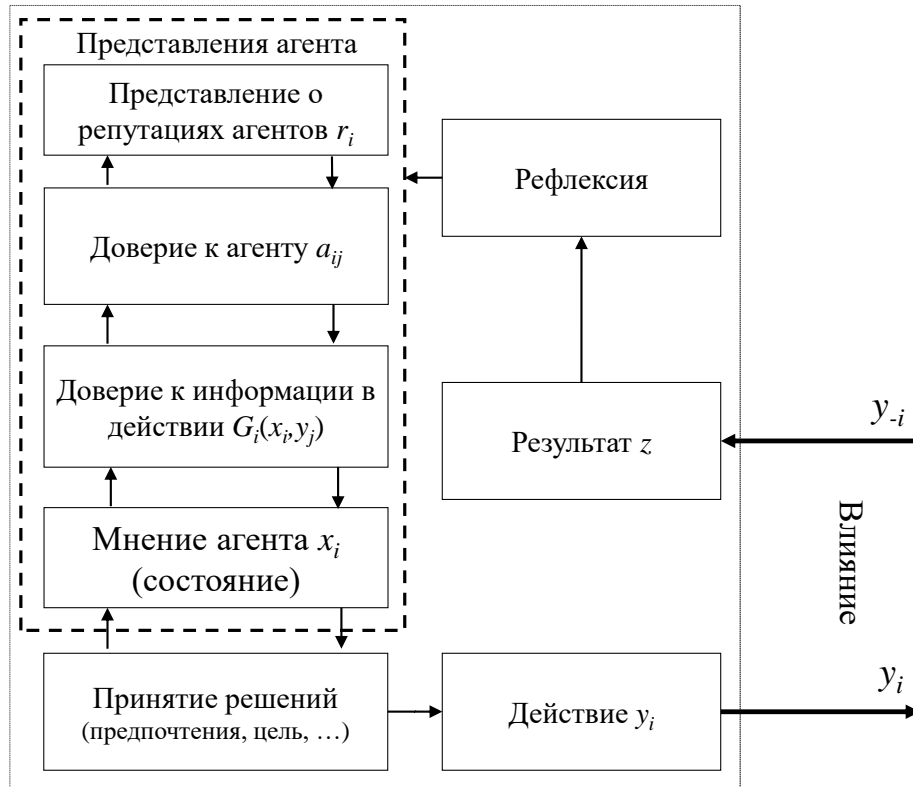


Рисунок 5 – Структура изменения состояния/типа агента

Существенными при этом являются следующие компоненты внутренней структуры агента, которые влияют на его тип (рисунок 5).

- *Доверие агента к другим агентам сети $a_{ij} \in [0,1]$.* Доверие агента к другому агенту определяет его подверженность к влиянию действий другого агента в целом (например, как к источнику сообщений).
- *Доверие агента к информации в действии другого агента $G_i(x_i, y_j)$, $G_i: X_i \times A_j \rightarrow [0,1]$.* Многочисленные примеры и экспериментальные данные в литературе по социальной психологии и теории коммуникаций показывают, что доверие индивида к информации в действии зависит не только от его источника, но и от содержания действия. В

частности, отмечается, что индивид склонен доверять другому индивиду, действующему в соответствии с его собственным мнением (сообщающему информацию, совпадающую с его мнением) [147].

- *Репутация агента* $r_i \in [0,1]$. Определяется как «общественная оценка, общее мнение о качествах, достоинствах и недостатках кого-чего-нибудь» [196, 177]). Доверие к источнику действий и репутация источника взаимосвязаны: чем выше репутация агента, тем выше при прочих равных условиях доверие к этому агенту.

Взаимосвязи между этими компонентами показаны на рисунке 5, где компонента «Принятие решений» включает в себя предпочтения агента и его цель. В такую схему можно уложить большое число моделей поведения агентов, основывающихся на информационном влиянии. Приведем соответствующие примеры моделей информационного влияния с дискретным временем.

Пример модели формирования мнений. В классической модели формирования мнений основными компонентами являются «доверие» и «мнение» (рисунок 5), при этом доверие i -го агента к информации в действии другого агента всегда максимально (в отличие от доверия к самому источнику), а действием является сообщение своего мнения. Целевую функцию агента можно задать следующим образом:

$$f_i(x_i, y_i, y_{-i}) = -(y_i - x_i)^2$$

или

$$f_i(x_i, y_i, y_{-i}) = \begin{cases} 1, & y_i = x_i \\ 0, & y_i \neq x_i \end{cases}$$

Содержательно это означает, что выигрыш агента максимален, если он поступает в соответствии (согласии) со своими текущими убеждениями (своим типом). Текущий тип агента в свою очередь определяется действиями соседей в АСС, оказывающими на него информационное влияние:

$$x_i = a_{ii}x_i + \sum_{j \in N \setminus \{i\}} a_{ij}y_j$$

В более сложном случае тип агента зависит как от доверия к соседям как источникам действий/информации, так и от доверия к информации в их конкретных действиях, например:

$$x_i = a_{ii}x_i + \sum_{j \in N \setminus \{i\}} a_{ij}G_i(x_i, y_j)y_j$$

(с учетом нормировки функций доверия). На формирование типа агента также может оказать опосредованное воздействие репутация его соседей в АСС (возможности влияния одних членов АСС на других ее членов существенно зависят от репутации первых) (см. главу 2).

Пример модели порогового поведения. Другой классический пример – модель порогового поведения (см. работы [337, 24]), согласно которой состояние возбуждения i -го агента определяется влиянием на него действий соседей в АСС (задаваемое стохастической матрицей доверия $[a_{ij}]$):

$$x_i = \sum_{j \in N \setminus \{i\}} a_{ij}y_j$$

Данную модель можно соотнести со структурой процесса изменения состояния/типа агента (рисунок 5), при этом уровень возбуждения агента будем считать «мнением» агента, а доверие к информации в действии другого агента приравняем единице. Действие i -го агента является бинарным $y_i \in 0,1$, а целевая функция задается следующим образом:

$$f_i(x_i, y_i, y_{-i}) = \begin{cases} 1, & y_i = [x_i \geq \theta_i] \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Параметр θ_i не зависит от мнения агента и характеризует его готовность к действию. Таким образом, агент действует, если возбуждение превышает его внутренний порог.

Модели порогового поведения рассматриваются с точки зрения теории активных систем в работе [24]. В настоящей работе исследуются модели поведения, которые основываются на информационном влиянии действий на представления агентов. При наблюдении реальных АСС, как правило, мнения агентов ненаблю-

даемы, а наблюдаемы только их действия. Поэтому наряду с моделированием динамики мнений (и зависящих от них действий) предложен дополняющий подход – акциональная модель [84] (см. главу 3). В акциональной модели учитывается наблюдаемая взаимосвязь действий агентов $((y_i, y_{-i}) \rightarrow y_i)$ без явных предположений о динамике мнений, и это тем не менее позволяет оценить степень влияния одних агентов на других в АСС.

Простые и стратегические агенты. Как уже было сказано выше, поведение каждого агента по отношению к собственному действию предполагается активным, т. е. агент самостоятельно и целенаправленно, стремясь максимизировать свою целевую функцию, выбирает свои действия. В зависимости от того, что агент знает на момент принятия решений, какие факторы и взаимосвязи он принимает во внимание, возможны различные варианты. В настоящей работе рассматриваются два принципиально разных объекта манипулирования.

Первый случай – это простой («обычный») агент, который меняет свой тип на основании действий своих соседей в сетевой структуре и всегда сообщает достоверную информацию о своем типе (его действие равно типу). См. пример модели такого поведения выше.

Второй случай – агент-«манипулятор», который является стратегическим игроком, т. е. стремится достичь своей определенной цели, выбирая для этого оптимальные действия и не меняя при этом собственный тип. Агент-«манипулятор» в отличие от простого агента может сообщать недостоверную информацию о своем типе и целенаправленно формирует типы остальных агентов.

Часто на практике параметры сетевой структуры не являются общим знанием среди агентов. Например, в больших сетевых структурах агенты могут не знать всего множества членов сети, представления агентов о мнениях и/или репутации друг друга могут быть неполными и/или различающимися. Для адекватного отражения подобных ситуаций целесообразно рассматривать неопределенность (неполную информированность) и/или нетривиальную взаимную информирован-

ность агентов. Неопределенность в задачах информационного управления в активных сетевых структурах может вводиться по аналогии с тем, как это делается в других моделях принятия решений и теоретико-игровых моделях (см., например, [164]). Поэтому можно пойти дальше и повысить интеллектуальность агентов, рассматривая рефлексивных агентов, которые моделируют информированность и поведение других агентов в рамках своих представлений об их информированности и глубине рефлексии. Наряду с информационной рефлексией, основанной на асимметричной информированности агентов, интерес представляет стратегическая рефлексия – процесс и результат размышления агентов о том, какое действие выберут оппоненты. Соответствующие виды «манипуляторов» (игроков) рассматриваются во второй и четвертой главах настоящей работы.

Следует отметить, что возможны варианты моделирования стратегических игроков. Первый вариант (как описано выше) состоит в рассмотрении игроков как агентов (элементов сетевой структуры), для которых тип и параметры других агентов не имеют значения и которые не меняют свой тип. Вторым вариантом состоит в том, что игроки сами не являются элементами сетевой структуры (агентами), а лишь воздействуют на нее тем или иным способом. Общее качественное описание второго варианта – соответствующих задач управления и противоборства таких игроков – приведено в следующем разделе, а его реализация – в главах 2–4.

1.3. Задачи информационного управления и противоборства в активных сетевых структурах

Обсудим качественно общую постановку задачи управления некоторой АСС. Пусть имеется управляющий орган и управляемая система (объект управления) – АСС. Состояние АСС зависит от внешних воздействий, воздействий со стороны управляющего органа (управления) и действий самой управляемой си-

стемы – см. рисунок 6. Задача управляющего органа заключается в том, чтобы осуществить такие управляющие воздействия (жирная линия на рисунке 6), чтобы с учетом информации о внешних воздействиях (пунктирная линия на рисунке 6) обеспечить требуемое состояние управляемой системы.

АСС описывается в рамках настоящей работы сетевой моделью, в которой, вершины, соответствуют компонентам вектора состояний или агентам – участникам системы, а дуги – влиянию друг на друга (см. соответствующие вершины и дуги в объекте управления на рисунке 6).

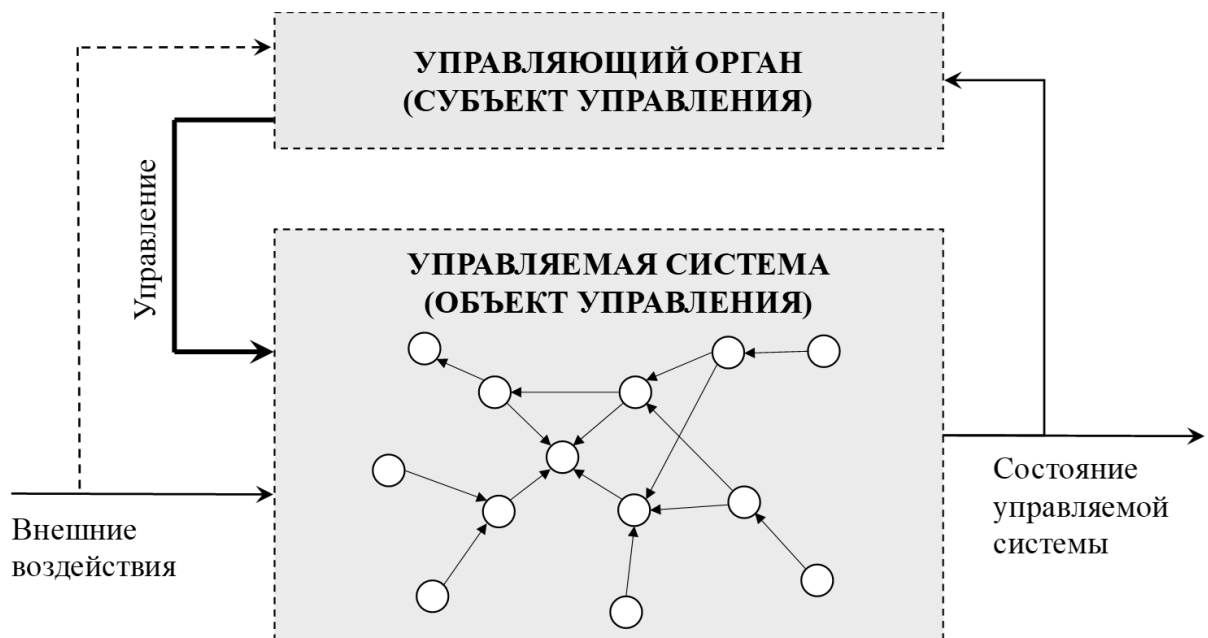


Рисунок 6 – Структура системы управления.

В [171] была предложена система классификаций задач управления, в которой основанием являлся предмет, на который оказывается воздействие в процессе управления. Так были выделены управление составом (набором элементов, входящих в состав управляемой системы), управление структурой (связями между элементами), институциональное управление (управление ограничениями и нормами деятельности элементов системы), мотивационное управление (управление предпочтениями) и информационное управление (управление информированностью элементов системы – той информацией, которой они обладают на момент

принятия решений). В случае АСС управление может заключаться в целенаправленном воздействии на следующие компоненты объекта управления: состав управляемой системы (то есть управление может заключаться в удалении или добавлении вершин); структуру (связи между элементами) управляемой системы (то есть управление может заключаться в удалении или добавлении дуг); значения параметров, соответствующих вершинам графа (значения состояний) и его дуг (значения параметров, отражающих взаимосвязи между элементами системы).

В настоящей работе рассматривается информационное управление, заключающееся в прямом и/или опосредованном воздействии на информированность агента (его представления и мнения) о существенных параметрах внешней среды (обсуждаемых вопросах), в предлагаемых моделях информационного управления описываются воздействия на параметры графа АСС (см. рисунок 7) – на значения параметров вершин и дуг (компоненты представлений агентов и действий).

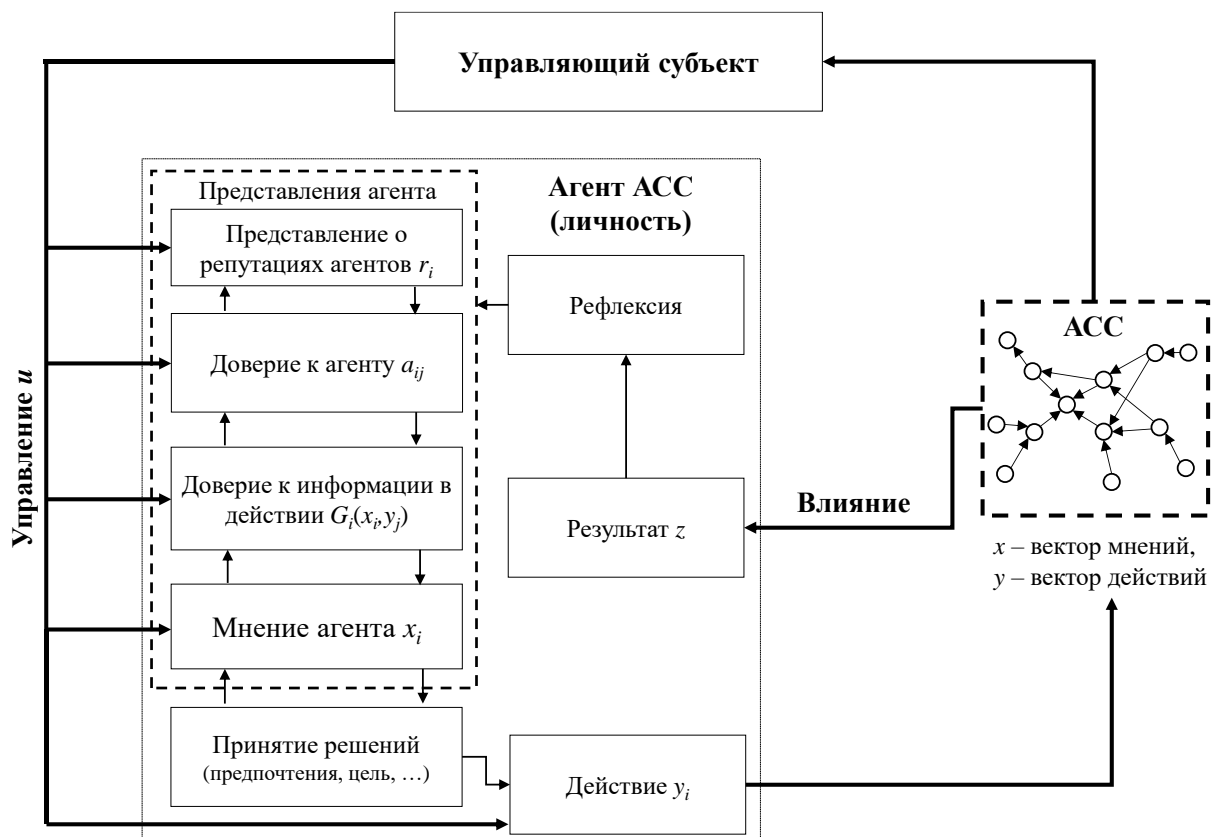


Рисунок 7 – Варианты оказания управляющих воздействий

В частности, в простом базовом случае, имея «основное уравнение», связывающее начальные мнения x^0 и итоговые мнения X агентов, можно ставить и решать задачу управления – воздействия на агентов АСС с целью формирования требуемых их мнений. Можно считать, что управляющему органу (центру) известна топология и состояние АСС, а управляющее (информационное) воздействие заключается в изменении центром начальных мнений агентов x^0 при помощи вектора управлений $u \in U = \prod_{i \in N} U_i$ (в частности, $u \in \mathfrak{R}^n$). Если целевая функция центра $\Phi(X, u)$ – *критерий эффективности управления* – зависит от итоговых мнений агентов и вектора управлений, то задача управления будет заключаться в выборе допустимого вектора управлений, максимизирующего критерий эффективности:

$$\Phi(X, u) \rightarrow \max_{u \in U}.$$

Постановки и решения такого вида задач, в которой управляющие воздействия оказываются на различные компоненты внутренней структуры агентов АСС рассматриваются в главах 2, 3 и 4.

Усложним рассматриваемую модель, предположив, что существуют несколько (как минимум, два) управляющих органа – игрока, каждый из которых может оказывать определенные воздействия на те или иные (контролируемые им) компоненты объекта управления – см. рисунок 8.

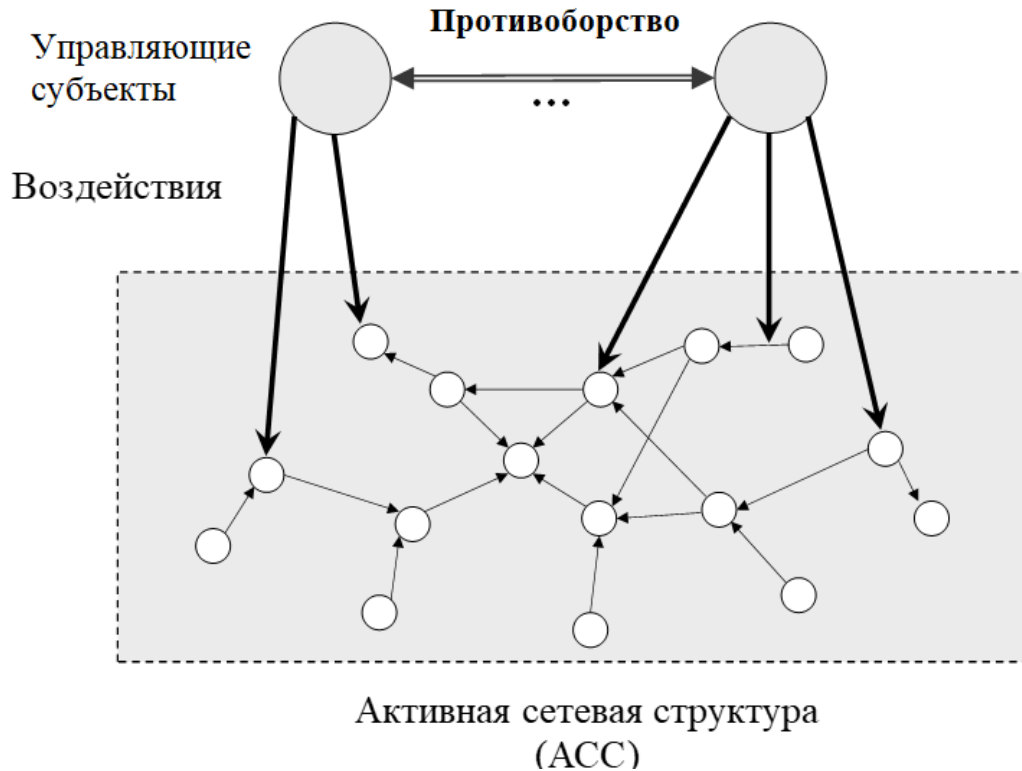


Рисунок 8 – Противоборство «на сети»

Если предпочтения каждого из игроков (их «критерии эффективности» или целевые функции) зависят от состояния управляемого объекта (определяемого, в общем случае, действиями всех игроков), то получаем игру на сети, в которой результат взаимодействия игроков или связь между выбираемыми действиями или стратегиями и выигрышами) определяется «сетевой» («теоретико-графовой») моделью.

Предположим, что множество игроков, множества их допустимых действий, целевые функции (определенные на множестве действий и состояний сети) и сеть (включая все ее свойства, в том числе – взаимосвязь между действиями игроков и состоянием сети), информированность игроков и порядок принятия ими решений являются общим знанием среди игроков (то есть перечисленные параметры известны всем игрокам, всем известно, что всем это известно и т.д. до бесконечности [176], отказ от этого предположения приведет к рассмотрению рефлексивных игр на сетях). Совокупность перечисленных параметров задает динамическую

игру (см. обзоры в [32, 173, 186, 366]), то есть игра на сети в рассматриваемом случае может быть сведена к динамической игре.

Исследование игр на сетях включает следующие общие этапы:

- 1) описание сети и исследование ее динамики;
- 2) описание множества игроков, их предпочтений, информированности, множеств допустимых стратегий и контролируемых ими параметров;
- 3) сведение игры на сети к той или иной известной теоретико-игровой модели (игре в развернутой форме, игре в нормальной форме, кооперативной игре и т. д.). В соответствии с этими этапами в настоящей работе рассматриваются теоретико-игровые модели информационного противоборства в АСС (см. главу 4).

Приведем для определенности общую постановку задачи информационного противоборства, которую можно свести к игре в нормальной форме. Множество игроков обозначим как $M = \{1, 2, \dots, m\}$, действие j -го игрока по изменению мнения i -го агента $u_{ij} \in U_{ij}$, $\mathbf{u} = \{u_{ij}\}$, $g_j(X): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^1$ – целевая функция j -го игрока, $i \in N, j \in M$. Итоговое мнение агента $i \in N$, сложившееся в результате начальных воздействий и последующей динамики мнений, обозначим как $X_i(\mathbf{u})$. Каждый из игроков в общем случае имеет возможность влиять на начальные мнения всех агентов. Обозначая $G_j(\mathbf{u}) = g_j(X_1(\mathbf{u}), X_2(\mathbf{u}), \dots, X_n(\mathbf{u}))$, $j \in M$, и считая, что игроки выбирают свои действия однократно, одновременно и независимо, получим игру в нормальной форме

$$\Gamma = (M, \{U_j\}_{j \in M}, \{G_j(\cdot)\}_{j \in M}),$$

определяемую заданием соответственно множества игроков, их множеств допустимых действий и целевых функций [112]. Имея игру в нормальной форме, можно исследовать ее равновесия, определять «на ней» кооперативные, повторяющиеся и другие виды игр (см. классификацию в [112]). Эта постановка, иллюстрирующие ее примеры с решениями, и другие задачи противоборства рассматриваются в четвертой главе настоящей работы.

1.4. Классификация моделей информационного влияния в активных сетевых структурах

1.4.1. Модели динамики представлений в активных сетевых структурах, основывающиеся на информационном влиянии

Изучению и моделированию различных информационных процессов в социальных сетях посвящено большое число научно-исследовательских работ (напр., [9, 21, 75, 119, 135, 201, 213, 267, 268, 338]). В таких исследованиях при помощи социального влияния объясняется динамика информационных процессов в социуме (изменение мнений, распространение информации и т. п.). Введем следующую систему оснований классификации моделей информационных процессов в АСС, учитывающих взаимовлияние участников АСС.

1. *Уровень описания и анализа динамики в АСС*: макроуровень или микроуровень.
2. *Тип информационного процесса в АСС*: распространение активности или формирование представлений.
3. *Механизм формирования представлений агентов АСС*: рациональные (байесовские) или ограниченно рациональные агенты.
4. *Механизм принятия решений агентами АСС*: рациональные или ограниченно рациональные агенты (локально-оптимизирующие).
5. *Информационное управление в АСС*: наличие или отсутствие.
6. *Информационное противоборство в АСС*: наличие или отсутствие.

Отметим, что рациональность агентов в пунктах 3 и 4 определяется контекстом исследований, т.е. расставленными в том или ином исследовании акцентами на различных аспектах информационного взаимодействия агентов АСС: в пункте

3 имеется в виду рациональность агента, заинтересованного в формировании у самого себя истинных представлений относительно некоторого вопроса (например, параметра внешней среды), а в пункте 4 – рациональность агента, заинтересованного в формировании выгодных ему представлений в АСС.

Предложенный перечень оснований классификации моделей информационного влияния можно дополнить основаниями, которые бы систематически учитывали компоненты внутренней структуры агента АСС (представления того или иного вида, информационную и стратегическую рефлексивность и т. д.), однако, насколько нам известно, настолько содержательно богатые модели в рассматриваемом нами классе моделей АСС отсутствуют.

Примечание. В качестве оснований классификации можно использовать также метод моделирования (имитационные, оптимизационные и теоретико-игровые модели) и связанные с моделированием аспекты: вид динамической системы (линейная-нелинейная), наличие или отсутствие неопределенности, дискретность или непрерывность времени, синхронность или асинхронность взаимодействий и т. д., однако они не являются существенными для целей настоящей работы. Развернутый перечень такого рода оснований можно найти в книге [75].

Первым основанием системы классификации моделей динамики информационных процессов на основе социального влияния можно считать уровень описания АСС: макроуровень или микроуровень. В части исследовательских работ (особенно в ранних) используется макроописание информационных процессов, протекающих в исследуемых социальных системах. В них игнорируется (или агрегируется) структура связей в сети, а также индивидуальное принятие решений, и рассматривается усредненное поведение агентов. Упрощенное описание системы (часто в виде системы линейных алгебраических и обыкновенных дифференциальных уравнений) позволяет находить аналитические решения. Например, в диффузной модели Басса [226] динамика распространения активности в сети может быть определена следующим образом:

$$\frac{dN(t)}{dt} = \left[p + \frac{qN(t)}{N_0} \right] (N_0 - N(t)),$$

где N_0 – число участников сети, $N(t)$ – число пользователей, активных к моменту времени t , p – коэффициент внешнего влияния (например, эффект рекламы), q – коэффициент внутреннего влияния (например, эффект межличностной коммуникации). Это уравнение решается аналитически и график функции $N(t)$ характеризуется S-образной кривой. Другими примерами макромоделей являются классические модели распространения эпидемий (например, SIR-модель [321, 368]) или модели коммуникаций в обществе [153, 183].

В рамках данной работы представляют большой интерес математические модели динамики информационных процессов, которые учитывают структуру связей между участниками сети, а также индивидуальное принятие решений (которые существенно определяются межличностной коммуникацией и влиянием).

Вторым основанием системы классификации может служить тип моделируемого в исследовательских работах информационного процесса. В целом можно выделить два типа информационных процессов: *процесс возбуждения/распространения активности* и *процесс формирования представлений/мнений*. В первом случае моделируется дискретное поведение агентов, находящихся под воздействием активных и неактивных соседей в сети. Во втором случае – формирование мнений участников сети под влиянием ближайшего окружения (каждый из агентов обновляет свое мнение исходя из наблюдаемых им мнений соседей).

Одними из основополагающих моделей в классе оптимизационных и имитационных *моделей распространения активности (поведения)* являются пороговые модели и каскадные модели.

Примером *каскадной модели* является *модель независимых каскадов* (Independent Cascade Model), которая принадлежит к классу «систем взаимодействующих частиц» (Interacting Particle Systems) и тесно связана с моделями эпидемий (семейство SI-моделей, SIS, SIR и т. д.). В этих моделях [294, 338] агенты из мно-

жества $N = \{1, \dots, n\}$ образуют социальную сеть. Агенты могут находиться в активном или в неактивном состоянии, $S_t \subseteq N$ – множество активных агентов в момент времени $t \geq 0$. Веса ребер графа задают вероятность активации j -го агента i -м – $p_{ij} \in [0,1]$. В начальный момент времени $t = 0$ известно начальное множество активных агентов $S_0 \subseteq N$. В каждый последующий момент времени $t \geq 1$:

- 1) все активные на шаге $t - 1$ агенты остаются активными,
- 2) каждый агент $i \in S_{t-1} \setminus S_{t-2}$ независимо от других агентов активирует каждого из своих еще неактивных соседей $j \in N \setminus S_{t-1}$ с вероятностью $p_{ij} \in [0,1]$.

Влиятельность множества агентов $A \subseteq N$ определяется как ожидаемое количество активных агентов в конце процесса распространения в предположении, что $S_0 = A$. Это понятие влиятельности естественным образом возникает при решении задачи максимизации распространения информации в условиях ограниченного бюджета.

Если модели независимых каскадов моделируют вирусное распространение некоторой активности (например, распространение «инфицирующего» контента – мемов в социальной сети), то *пороговые модели* моделируют более сложное поведение агентов в сети [302]: агент становится активным только в том случае, если значение агрегирующей функции всех полученных им положительных сигналов (например, сумма сигналов или количество сигналов) превосходит некоторый его внутренний порог. Такое пороговое поведение часто называется сложным заражением и, как иногда принято считать, отражает процесс принятия решений агентами [245]. Для описания порогового поведения предложено большое количество математических моделей ([24, 302, 338], см. также обзоры [16, 17, 222]). Одной из классических моделей порогового поведения является *линейная пороговая модель* (Linear Threshold Model) [337, 338]. В этой модели агенты из множества $N = \{1, \dots, n\}$ могут находиться в активном или в неактивном состоянии, $S_t \subseteq N$ – множество активных агентов в момент времени $t \geq 0$. Влияние j -го агента на i -го задается весом соответствующего ребра графа сети $w_{ij} \in [0, 1]$. Сумма влияний соседей

на агента не превосходит единицы: $\sum_j w_{ij} \leq 1$. Консервативность i -го агента (или подверженность агента влиянию соседей) определяется его порогом активации $\phi_i \in [0, 1]$. В некоторых моделях значение ϕ_i фиксируется и является одинаковым для всех агентов (см., например, [338]), в других выбирается согласно некоторому вероятностному распределению [362], в общем же случае индивидуальные различия могут быть обусловлены личностными чертами агента, его убежденностью и имеющимся опытом [408]. Динамика в линейной пороговой модели задается следующим образом. В начальный момент времени $t = 0$ определено множество активных агентов $S_0 \subseteq N$. В каждый последующий момент времени $t \geq 1$:

- 1) все активные на шаге $t - 1$ агенты остаются активными,
- 2) каждый неактивный агент $i \in N \setminus S_{t-1}$ становится активным, если влияние его активных соседей превзойдет порог активации:

$$\sum_{j \in S_{t-1}} w_{ij} \geq \phi_i$$

Помимо рассмотренных пороговых и каскадных моделей существует большое число иных имитационных моделей динамики информационных процессов, основанных на влиянии связей сети. К ним относятся, в частности, модели влияния, базирующиеся на аналогиях с медициной, физикой и другими разделами науки (см. [75, 135, 145, 197]). Отнести к моделям порогового поведения также можно теоретико-игровые модели коллективного поведения в социальных сетях (см. [326]), в которых предметом выбора игрока – участника сети – является действие или бездействие (в некоторых моделях выбирается степень участия в действии) в зависимости от активности его соседей в сети. В такого рода моделях коллективного поведения рассматриваются две принципиально разные ситуации: стратегического дополнения (*strategic complements*, примером является упомянутая выше линейная пороговая модель) и стратегической замены (*strategic substitutes*, игроку невыгодно действовать, если часть его соседей выбирает действие). В классе моделей распространения активности (или возбуждения) в АСС рассматриваются вопросы оптимизации воздействий на сеть и даже игровое взаи-

модействие внешних субъектов (см, например, [318, 337]). Пожалуй, наиболее полно и целостно вопросы информационного управления и противоборства в АСС для процессов возбуждения освещены в работе [24].

Если предметом внимания исследователя является формирование представлений агентов под воздействием информационного влияния соседей в АСС, то наиболее подходящими являются модели динамики представлений. В приведенной в разделе 1.2 концептуальной модели агент принимает решение о выборе действия исходя из своих текущих представлений, т. е. модели распространения активности и модели динамики отражают различные аспекты информационного взаимодействия (см. работы [307, 308]). Однако исторически сложилось так, что эти классы моделей разрабатываются и исследуются по отдельности.

Модели динамики представлений можно разбить на два класса моделей (или направлений моделирования): *модели с байесовскими агентами* и *модели с “наивными” агентами*.

В первом направлении моделируется поведение рациональных агентов, наблюдающих действия других агентов, стремящихся устранить неопределенность своих представлений относительно изучаемого вопроса (в частности, некоторого состояния природы θ из множества Θ) и сформировать относительно него истинное представление. Формирование представлений происходит в процессе обработки доступной агенту информации относительно состояния природы: частного/закрытого сигнала (private signal) и, возможно, действий его соседей. Для того, чтобы быть информативным, сигнал s должен зависеть от состояния природы θ , но в то же время он, вообще говоря, не полностью раскрывает состояние природы, т. е. представляет собой случайную величину. Обработка информации происходит при помощи правила Байеса – поступающая информация используется для обновления априорных убеждений индивида и формирования апостериорных убеждений:

$$f(\theta|s) = \frac{\phi(s|\theta)f(\theta)}{\int \phi(s|\theta)f(\theta)d\theta}$$

где $f(\theta)$ – априорная плотность распределения θ ; $\phi(s|\theta)$ – условная плотность распределения сигнала s о состоянии природы при условии θ ; $f(\theta|s)$ – апостериорная плотность распределения θ при условии s .

В классических моделях с байесовскими агентами все агенты знают структуру модели: априорные вероятности значений состояния природы и то, как заданы частные сигналы (их распределения при условии тех или иных значений состояния природы). Эта информация – общее знание (common knowledge):

- 1) каждому агенту известна эта структура;
- 2) всем агентам известно 1;
- 3) всем агентам известно 2 и т. д. до бесконечности.

Однако агентам неизвестна реализация состояния природы и реализация чужих частных сигналов.

В зависимости от того, является ли состояние природы дискретным или нет, выделяют ту или иную простую базовую модель с байесовскими агентами, в которой принимаются конкретные предположения о структуре информированности индивида, а информационное взаимодействие между индивидами отсутствует: в простой бинарной модели состояние природы принимает два значения (состояние является дискретным) и каждый агент получает бинарный сигнал о состоянии природы, а в гауссовской модели состояние природы и частные сигналы являются реализациями гауссовских случайных величин. Рассмотрим кратко бинарную модель (гауссовская модель рассмотрена в обзоре [77]).

В *бинарной модели* множество значений состояния $\theta \in \{\theta_0, \theta_1\}$, где $\theta_0 < \theta_1$, в простом случае $\theta \in \{0, 1\}$. Распределение вероятностей характеризуется одним числом – вероятностью состояния 1. Частные сигналы принимают значение 1 или 0 в соответствии с вероятностями $P(s = 1 | \theta = 1) = q$ и $P(s = 0 | \theta = 0) = q'$. Частный сигнал называется *симметричным*, если $q = q'$. В этом случае параметр q называется точностью сигнала (обычно считается, что $q > 1/2$).

Правило Байеса в случае бинарной модели удобно представить в виде отношения правдоподобия:

$$\frac{P(\theta = 1|s)}{P(\theta = 0|s)} = \frac{P(s|\theta = 1)}{P(s|\theta = 0)} \cdot \frac{P(\theta = 1)}{P(\theta = 0)}$$

В бинарной модели сигнал приводит к ограниченному изменению представлений. Если субъективным представлением состояния 1 является μ , то его дисперсия равна $\mu(1 - \mu)$, т. е. новая информация может увеличить дисперсию и уменьшить уверенность в полученной оценке. В случае последовательности сигналов $\{s_t\}$ с одинаковой точностью q правило Байеса применяется последовательно. При $t \rightarrow \infty$ представление агента $\mu_t \rightarrow \theta$, причем дисперсия оценки стремится к нулю.

Отметим, что в простых базовых моделях обновления представлений (бинарной и гауссовской) не связанные друг с другом агенты, получая последовательность информативных сигналов, приходят к консенсусу и истинной оценке состояния природы.

В расширениях базовых моделей (со все еще с не связанными друг с другом агентами) исследуются вопросы формирования различных убеждений у агентов в случае получения ими одной и той же информации о состоянии природы (одинаковой последовательности сигналов). Оказывается, что агенты могут прийти к разным мнениям, если ослабить предположения об их рациональности: если ввести когнитивные ограничения и предположить, что априорные представления агентов различны и их память ограничена [289]; если допустить наличие когнитивных искажений, в частности, эффект склонности агента к подтверждению своей точки зрения [381]; если допустить, что индивиды делают разные предположения о дополнительных факторах, влияющих на зависимости между рассматриваемыми величинами: состоянием мира и полученным сигналом [227, 330]; или если допустить наличие различных априорных представлений у агентов относительно состояний природы или условных распределений сигналов [215, 272].

В указанных выше моделях сетевое взаимодействие между байесовскими агентами отсутствует. В общем же случае индивиды – члены социума – взаимодействуют между собой в рамках социальной сети, соответственно, действия со-

седей в сети могут предоставить агенту дополнительную информацию о состоянии природы. В моделях с сетевой структурой задается конечное или счетное число индивидов. Основными элементами сетевых моделей формирования представлений являются структура информированности, множество действий агентов и их функции выигрыша, а также наблюдаемость действий других агентов [78]. Опишем кратко эти элементы.

Структура информированности агентов. Состояние природы – значение параметра $\theta \in \Theta$ – является ненаблюдаемой индивидами реализацией случайной величины. Каждый i -й индивид обладает частной информацией – частным сигналом s_i (случайная величина, распределение которой зависит от θ). Значение сигнала предоставляет информацию об истинном значении θ . Частные сигналы условно независимы относительно состояния природы θ . Частное представление индивида (*private belief*) задается изначально и не меняется во времени. Представление агента в некоторый момент времени t будет зависеть от его наблюдений в предыдущие периоды.

Действия агентов и их выигрыши. Каждый агент i может однократно, в заданный момент времени, выполнить действие $x_i \in X$, которое приводит к выигрышу $u(x_i, \theta)$. В момент выбора действия агент руководствуется субъективной вероятностью θ и ожидаемым выигрышем от выполнения действия $U = E_i[u(x_i, \theta)]$, учитывая всю имеющуюся у него информацию. Информативность действия агента для наблюдателей зависит от множества X .

В случае бинарных действий $X = \{0, 1\}$ и пространства состояний $\Theta = \{0, 1\}$ функцию выигрыша можно задать как $u(x, \theta) = \theta - c$, $0 < c < 1$ (см. пример такой функции в работе [230]). Тогда в ситуации неопределенности выигрыш определяется следующим образом:

$$u(x) = (E[\theta] - c)x.$$

Стандартный способ задания процесса выбора с континуальными действиями – предположить, что агент выбирает действие $x \in R^1$, которое максимизирует ожидаемое значение квадратичной функции выигрыша:

$$u(x, \theta) = -E[(x - \theta)^2].$$

Оптимальное действие $x = E[\theta]$, в этом случае ожидаемый агентом выигрыш $U = -Var(\theta)$.

Публичная информация (public information) и история действий. Порядок действий агентов (протокол взаимодействия) задается заранее. Агент t ($t \geq 1$) выбирает действие в момент t . История действий в этот момент определяется так

$$h_t = \{x_1, \dots, x_{t-1}\}.$$

Агент t знает историю h_t в момент выбора действия. В начале периода t (перед принятием решения) общим знанием агентов является:

- априорное распределение вероятностей состояния природы θ ,
- распределение частных сигналов и функции выигрышей всех агентов,
- история предыдущих действий h_t .

При этом выигрыши агентов не наблюдаемы.

Тогда *процесс обновления представлений* индивидов состоит в следующем. В момент времени $t \geq 1$ распределение вероятностей состояния природы θ , которое основано исключительно на общедоступной или публичной информации (h_t), называется *публичным или общественным представлением* (public belief – функция распределения состояния природы $F(\theta | h_t)$). Агент t использует публичное представление и частную информацию (сигнал s_t) для формирования своего представления о состоянии природы, имеющего распределение $F(\theta | h_t, s_t)$. Затем он выбирает действие, которое максимизирует зависящий от его представления выигрыш $E[u(x_t, \theta)]$. Оставшиеся агенты знают функцию выигрыша агента t и его модель принятия решений. Наблюдаемое действие x_t воспринимается ими как сообщение о доступной ему информации – частном сигнале s_t . С учетом этого агенты обновляют публичное представление $F(\theta | h_{t+1})$.

Первоначально исследователями рассматривались *сети с канонической структурой*: агенты действуют последовательно, каждый из них наблюдает действия всех предшественников. Для модели с континуальными действиями показа-

но, что точность публичного убеждения увеличивается, значимость частных сигналов стремится к нулю и агенты начинают имитировать действия друг друга (см. обзор [78]). В случае «зашумленности» наблюдений действий других агентов скорость социального научения падает [409]. Для модели с дискретными действиями показано возникновение информационного каскада [230]: агенты в последовательности игнорируют свои частные сигналы и действуют так же, как и их предшественники, тем самым, не предоставляя своим последователям новой информации, следовательно общество неэффективно агрегирует доступную информацию и может прийти к неверным убеждениям. Таким образом в моделях обновления представлений индивидов с канонической структурой социальной сети общество в результате взаимодействий придет к истинному или ложному консенсусу относительно интересующего вопроса. Однако в последних исследованиях рассматриваются модели обновления представлений байесовских агентов, в которых учитывается более сложная топология социальной сети. Показано, что в таких сетях со счетным числом агентов [214] рациональные агенты приходят в долгосрочной перспективе к согласию – общим представлениям, при этом истинный консенсус достигается при довольно мягких условиях, накладываемых на топологию сети и условные распределения сигналов о состоянии природы. Предлагаются также довольно сложные сетевые модели, в которых возможно формирование различных представлений у агентов, в частности, из-за неполной их информированности относительно структуры сети [266, 281, 349, 365]. В целом в моделях с байесовскими агентами предполагается, что агенты обладают неограниченной памятью и неограниченными вычислительными возможностями.

Психологи, однако, отмечают, что индивиды обладают ограниченной рациональностью и допускают систематические ошибки, влияющие на обработку информации [397, 405]. В этом плане более релевантным является *«эвристическое» направление моделирования изменения представлений агентов*, которое основывается на эмпирических закономерностях изменения мнений индивидов и демонстрирует наблюдаемые на практике социально-психологические эффекты. Счита-

ется, что взаимодействие между членами сети (социума) приводит к постепенному уменьшению различий между мнениями участников взаимодействий (под воздействием взаимного влияния). Этот феномен объясняется в социальной психологии целым рядом причин, в том числе конформизмом (конформностью), результатом принятия доказательств (убеждением), неполной информированностью, неуверенностью в собственных решениях и т. п.

В классических формальных моделях динамики мнений ([267, 286, 317], см. также [27, 106, 190, 326]) рассматривается последовательное усреднение непрерывных мнений агентов в дискретном времени. Существуют различные вариации такого рода моделей, в которых усреднение происходит в непрерывном времени [213, 221], рассматриваемые мнения имеют порядковые или даже номинальные шкалы и т. д. Приведем немного модифицированный пример классической модели (условно ее можно назвать моделью Френча – Харари – Де Гроота), в которой изучается динамика формирования мнений в сетевой структуре. В этой структуре узлы из множества $N = \{1, \dots, n\}$ на каждом шаге формируют свое текущее мнение по следующему правилу: мнение агента является взвешенной суммой мнений соседей, а также своего мнения на предыдущем шаге:

$$x_i^{(t+1)} = \sum_{j \in N} a_{ij} x_j^{(t)}, t \geq 0,$$

где $x_i^{(0)}$ – мнение i -го агента в некий начальный момент времени. Параметр $a_{ij} \in [0,1]$ отражает степень влияния j -го агента на i -го агента ($\sum_j a_{ij} = 1$). В матричном виде динамику мнений можно записать следующим образом:

$$x^{(t+1)} = Ax^{(t)},$$

где A – стохастическая по строкам матрица влияний. Такая динамика приводит, в частности, к тому, что в социальной сети, имеющей сильную связность, достигается консенсус. Мнения агентов начинают совпадать, поскольку каждый агент оказывает прямое или косвенное влияние на любого другого агента сети и различия во мнениях агентов нивелируются.

В качестве небольшого отступления отметим, во-первых, что модель ДеГроота (в которой индивид многократно что-то обсуждает со своим окружением и, отталкиваясь от мнений окружения, корректирует свое мнение) несмотря на свою простоту имеет экспериментальное подтверждение [246]. Во-вторых, можно связать модель ДеГроота с байесовскими моделями социального научения, в частности, если считать, что начальные представления индивидов зашумлены, то правило обновления ДеГроота является оптимальным на первом шаге [270]: новым мнением индивида является взвешенная сумма мнений его соседей, причем весом мнения соседа является точность его представлений. В последующие моменты времени индивид должен скорректировать веса своих соседей с учетом того, что поступающая информация может повторяться. Сделать это непросто, поэтому правило ДеГроота с постоянными весами можно рассматривать как поведенческую эвристику научения.

Структура сети взаимодействий (влияния) может наложить серьезные ограничения на возможность достижения консенсуса. Очевидно, например, что в несвязной сети консенсус может быть достигнут лишь в особых случаях. Различия во мнениях агентов могут наблюдаться и в сильно связанных сетях, если, например, агенты имеют в какой-то степени «нечувствительные» к влиянию предубеждения [288]. В такого рода моделях мнение агента на каждом шаге формируется как взвешенная сумма мнений на предыдущем шаге и своего начального мнения:

$$x^{(t+1)} = \Lambda A x^{(t)} + [I_n - \Lambda] x^0,$$

где $\Lambda = I_n - \text{diag}(A)$.

Содержательно начальные мнения агентов можно интерпретировать как индивидуальные предпочтения или укоренившиеся убеждения, влияние которых сохраняется в процессе обмена мнениями.

Сходную с рассмотренной динамикой мнений можно получить при помощи модели формирования мнений со сложными узлами [201], в которой каждый узел состоит из двух взаимодействующих между собой агентов – внешнего и внутреннего. Информационный обмен узла с другими узлами сети осуществляет внешний

агент, внутренний (который интерпретируется как доверенное лицо внешнего – друг или консультант) взаимодействует только с соответствующим внешним.

Многомерным обобщением модели с «нечувствительными» агентами является модель [379], в которой рассматривается не один, а сразу несколько взаимосвязанных вопросов (m различных тем), по каждому из которых у каждого из агентов имеется свое мнение. Мнение i -го агента ($i \in N$) по m различным темам задается вектором: $x_i^{(t)} = (x_i^{(t)}(1), \dots, x_i^{(t)}(m))$. Динамика мнений i -го агента в момент t задается следующим образом:

$$x_i^{(t)} = \lambda_{ii} \sum_{j \in N} a_{ij} y_j^{(t-1)} + (1 - \lambda_{ii}) x_i^{(0)}$$

$$y_j^{(t-1)} = C x_j^{(t-1)}$$

где C – матрица взаимовлияния обсуждаемых тем, а $y_j^{(t-1)}$ – выпуклые комбинации j -го агента по нескольким темам. В матричном виде динамику можно представить следующим образом:

$$x^{(t)} = [(\Lambda A) \otimes C] x^{(t-1)} + [(I_n - \Lambda) \otimes I_m] x^{(0)}$$

где \otimes – произведение Кронекера, $\Lambda = I_n$ или $\Lambda = I_n - \text{diag}A$ (в зависимости от модели).

В целом можно отметить, что в вышерассмотренных моделях, несмотря на учет каких-то дополнительных факторов (наличие предубеждений и наличие взаимовлияющих тем), сохраняющих определенное рассогласование мнений, взаимовлияние между агентами приводит к уменьшению различий во мнениях с течением времени. В частности, предположение об усреднении подразумевает, что мнения никогда не выйдут за пределы диапазона начальных мнений. Поскольку в социальных сетях в определенных обстоятельствах наблюдаются и противоположные социально-психологические эффекты (кластеризации, поляризации и т. д.), то разрабатываются многочисленные расширения классических моделей динамики мнений (см. [221, 268, 269, 319, 320, 328, 407])

На настоящий момент для базовых моделей динамики формирования мнений получены многочисленные теоретические результаты, связанные с достижением консенсуса в сети. Как правило, для исследования такого рода моделей используется аппарат теории стохастических матриц, теории однородных и неоднородных марковских цепей. Известно, что динамику мнений можно моделировать при помощи цепей Маркова. В однородной марковской цепи достижение консенсуса определяется сходимостью степеней стохастической матрицы. В [228, 267] приведены некоторые достаточные условия сходимости степеней стохастической матрицы. Для класса стохастических матриц, не гарантирующих консенсус, в работе [228] приведены необходимые условия достижения консенсуса, а в работе [216] найдены минимальные изменения начальных состояний агентов (представлений), приводящие к консенсусу. Модель динамики представлений агентов обобщена в работе [247], где матрица коммуникаций меняется на каждом шаге и итеративный процесс задается произведением матриц. Решение задачи согласования мнений в такой постановке сводится к исследованию сходимости неоднородных цепей Маркова. Базовые результаты в этой области представлены в обзоре [2]. Отметим также, что рассмотренный класс моделей формирования мнений имеет тесную связь с исследованиями, посвященными консенсусу в многоагентных системах (см. обзоры [2, 242]). Полученные в этой области теоретические результаты могут быть перенесены и на область АСС.

Вопросы *оптимизации воздействий на АСС*, в которой происходит формирование представлений ограниченно-рациональных агентов, и игрового взаимодействия внешних субъектов впервые были рассмотрены в работах [75, 107], а затем в небольшом числе работ других исследователей (см., например, [27, 302]).

В заключение данного раздела обозначим некоторые результаты в области идентификации параметров моделей динамики формирования мнений в социальных сетях. Задача идентификации, хотя и не является предметом исследования в данной работе, представляется важной и вызывает в настоящее время повышенный интерес со стороны научного сообщества. В силу объективных причин не-

простое состояние исследований в этой области объясняет в некоторой степени разнообразие неформализованных концепций и моделей информационного влияния в социальных сетях. Решение задачи идентификации и верификации моделей связано со следующими видами исследований, различающихся степенью контроля: лабораторные эксперименты и полевые исследования.

В лабораторных исследованиях обеспечивается тщательный контроль условий проведения экспериментов, однако подвергающиеся анализу выборки индивидов невелики, а разнообразие моделируемых ситуаций ограничено. Примерами лабораторных экспериментов являются классические эксперименты Аша, Шерифа и Милгрэма (см. описание в работах [121, 147, 207]), в которых изучается воздействие социального влияния на мнения и поведение участников экспериментов и вводятся подходящие концепции влияния, а также современные эксперименты, которые нацелены на идентификацию «эвристических» механизмов формирования мнений с оглядкой на существующие математические модели динамики мнений (см., например, [287, 401]) и которые на данный момент подтверждают гипотезу линейного неотрицательного влияния социального окружения на мнения индивидов.

Полевые исследования осуществляются в естественных условиях, и поэтому в них сложно контролировать внешние факторы, однако такие исследования имеют свои преимущества, в частности, они повышают объективность и достоверность исследований и предоставляют возможность обобщения результатов. В работах Фишбейна и Айзена [283] предлагается подход к объяснению и прогнозированию социального поведения индивидов, в контексте которого разрабатываются методы анализа и прогнозирования поведения индивидов, в том числе методы построения опросников для выявления мнений респондентов по содержательно непростым вопросам. Примером реализации полевого исследования является недавняя интересная работа Чандрасекара и его коллег [246]. В ней предпринята попытка выявления типов индивидов на нескольких наборах реальных данных – показано, что социальные группы состоят из смеси рациональных

(условно байесовских) и наивных (действующих по правилу ДеГрооту, т. е. по эвристическим правилам) агентов, и что соотношение между типами варьируется для различных наборов данных. Так, например, для серии экспериментов с участием жителей 19 индийских деревень выявлено 10% населения, поведение которых согласуется с концепцией байесовской рациональности, в то время как остальные индивиды предпочитают усреднять ответы своих соседей в сети социальных отношений. В работе Гримма и Менгеля [303] проведено менее масштабное экспериментальное исследование со схожими результатами: авторы обнаружили, что испытуемые принимают решения, согласующиеся с обновлением по ДеГрооту в 80%–98% случаев.

Актуальность приобретает новый вид полевых исследований, ориентированных на онлайн-социальные сети. В последние годы такие сети стали ценным источником информации об общественном мнении: пользователи социальных сетей (таких как Twitter, Facebook и ВКонтакте) активно участвуют в обсуждениях общественно значимых вопросов, вследствие чего для анализа становятся доступными огромные тематические массивы данных, содержащие информацию о пользователях и их действиях. В этой области в настоящее время только начинают прорабатываться контуры и направления исследований, поскольку исследователи сталкиваются с рядом проблем, затрудняющих идентификацию мнений и механизмов их формирования. Перечислим некоторые из них: принципиальная неполнота исходных данных (ограничения на массовый сбор вводятся как онлайн-социальными сетями, так и их пользователями, желающими сохранить приватность); ненаблюдаемость мнений большей части пользователей из-за ее пассивности, что затрудняет оценку мнений и тем более анализ динамики мнений; воздействие большого числа факторов на сеть (см. перечень факторов в разделе 1.1), что затрудняет оценку влияния участников сети на мнения друг друга; и т.д.

Тем не менее, объективно признавая имеющиеся проблемы, следует указать и на результаты, достигнутые в различных областях Computer Science. Во-первых,

отметим достижения в области разработки современных методов и средств автоматического анализа текстов: на основе по-настоящему больших баз данных и знаний, экспертных правил вывода и методов машинного обучения (таких как сложные нейросетевые классификаторы на основе языковых моделей BERT) решаются задачи извлечения и классификации оценочных суждений из сообщений пользователей сети, а также задачи анализа тональности текстов и освещаемых в этих текстах отдельных аспектов тем, представляющих интерес [334, 360, 384]. Во-вторых, формируется направление исследований, в котором мнения пользователей выявляются на основе косвенной информации: лайков в сети, связей с другими пользователями и/или подписок на определенные источники информации (см., например, [31]). Перспективным представляется объединение этих направлений в рамках нового унифицированного подхода, в котором мнения пользователей и механизмы формирования мнений выявляются на основе действий различных видов (см. акциональный подход в третьей главе настоящей работы, а также работу [256]). Наконец, следует отметить направление исследований, в котором разрабатываются методы выявления (идентификации) структуры взаимодействий между участниками сети на основе их активности [251], а также методы оценки информационного влияния и влиятельности участников сети (обзор таких методов приведен в следующем подразделе).

1.4.2. Модели и методы расчета информационного влияния в активных сетевых структурах

АСС играет большую роль в распространении информации, идей и влияния между ее членами. Один из самых значимых вопросов в исследовании информационных процессов в АСС (о различных возникающих при работе с сетями задачах см. [85]) – определение влияния и влиятельности пользователей, который по-

прежнему является весьма актуальным. Существуют разные подходы к определению влияния и влиятельности пользователей, среди которых можно выделить структурный подход, подход на основе моделирования динамики, вычислительный подход и предлагаемый в настоящей работе акциональный подход.

Структурный подход к моделированию и оценке влияния основан на применении понятия структурной центральности теории социально-сетевого анализа (Social Network Analysis) [219, 280, 400, 412]. Еще со второй половины XX века разрабатываются и исследуются различные показатели (близость узла, степень узла, посредничество связи и др. – см., напр., [265, 285, 398]), которые оценивают значимость элемента сети (узла или связи) исходя из занимаемой им позиции в структуре связей сети. Но информационное взаимодействие в сети не всегда обусловлено ее структурой [99], что является серьезным изъяном данного подхода. К тому же обилие мер центральности (см. пример перечня из более чем двухсот мер [244]), являющихся зачастую неочевидными и необозримыми, затрудняет выбор подходящей для решения конкретной прикладной задачи меры центральности (исследователями предлагаются различные варианты решения этой проблемы: от попыток аксиоматизации [398] до отбора мер центральности пользователем [248]). К структурному подходу также можно отнести многочисленные исследования индексов влияния (индекс Банцафа, индекс Хёде-Баккера и др. – см., напр., [4, 282, 299, 322, 389]) в теории принятия решений.

Подход на основе моделирования динамики исходит из той или иной модели информационных процессов в социальных сетях. Считается, что влияние определяет динамику информационных процессов (таких как формирование мнений и распространение информации). Исследователями предлагаются марковские модели, пороговые модели, модели каскадов, модели статистической физики, модели клеточных автоматов, модели распространения эпидемий и другие [24, 75, 315, 320, 337, 379] (см. обзор моделей в предыдущем разделе). В рамках данного подхода решаются различные оптимизационные задачи, чаще всего – задача выявления конечного множества наиболее влиятельных пользователей [337], опосредо-

ванное влияние которых вызывает наибольшее распространение заданной информации в сети. Влиятельность агентов с этой точки зрения оценивается во второй главе настоящей работы. Большим достоинством данного подхода является то, что влиятельность элементов сети естественным образом следует из рассматриваемой модели динамики информационных процессов при решении задачи информационного управления. Вместе с тем модели динамики информационных процессов сложно идентифицировать, в них априори заданы правила взаимодействия узлов сети и воздействие одних узлов (агентов) на другие (вопросы идентификации параметров моделей и их валидации рассматриваются в [130, 339, 358])). Кроме того, для моделей распространения информации/влияния задача определения наиболее влиятельного множества пользователей является NP-трудной, и даже с учетом аппроксимационных алгоритмов является сложной для очень больших социальных сетей [278]. Это серьезно затрудняет практическое применение данного подхода.

«Вычислительный» подход. На практике необходимы показатели влияния, которые с одной стороны являются релевантными решаемой задаче и отражают динамику реальных информационных процессов, а с другой – могут быть рассчитаны для больших АСС с сотнями миллионов взаимодействующих между собой агентов. Именно поэтому разрабатывается большое число зачастую слабо обоснованных и нестрогих, но вычислительно эффективных эвристических методов расчета влияния, в которых предпринимаются попытки учесть различные аспекты влияния и особенности конкретной АСС (см., напр., обзор [385]): от простейших показателей в виде числа друзей и уровня активности, модифицированных мер структурной центральности (обычно специальных версий PageRank [416]) до показателей, основанных на методах машинного обучения [382]. Отдельно выделим подход с использованием машинного обучения [382], где в качестве признаков, характеризующих влиятельность элементов АСС, без особых ограничений могут рассматриваться самые разные показатели: меры структурной центральности, показатели активности элемента (например, количество сообщений пользователя

в социальной сети), показатели реакции других элементов на активность данного (например, количество упоминаний, количество комментариев и лайков в социальных сетях) и т. д. Для попарного сравнения влиятельности элементов из обучающей выборки используются экспертные оценки. Далее проводится обучение выбранной модели, на основе которой в дальнейшем рассчитывается влиятельность остальных элементов сети. Недостатками такого подхода являются субъективность экспертных оценок и «глобальность» получаемого рейтинга влиятельности, который не учитывает различия в решаемых практиками задачах. В целом при наличии соответствующих исходных данных методы вычислительного подхода достаточно легко могут быть применены на практике, однако нельзя считать доказанной обоснованность их использования для оценки влиятельности пользователей.

В третьей главе настоящей работы предлагается новый подход к расчету влиятельности участников социальных сетей *на основе действий и интересов* [82, 84], который исходит из действий, совершаемых членами АСС, а также формализованных интересов управляющего органа. Такой подход с одной стороны позволяет учесть динамику информационных процессов в АСС и предпочтения управляющего субъекта, а с другой не является вычислительно затратным.

В завершение данного раздела отметим, на основании обзора моделей и методов информационного влияния в АСС, что наличие большого количества работ в этой области не дает целостного взгляда на вопросы информационного влияния и управления АСС. Поэтому актуальной является задача разработки комплекса моделей информационного влияния, управления и противоборства в АСС, а также прикладных моделей и методов анализа информационного влияния.

Краткие выводы по первой главе

Рассмотрен общий подход к разработке и исследованию моделей и методов информационного влияния и управления в активных сетевых структурах, заключающийся в общности их описания (на уровне компонент внутренней структуры агентов), иерархическом способе построения (от моделей взаимодействия агентов до моделей управления и противоборства) и применении системообразующей концепции взаимного информационного влияния управляемых субъектов в АСС.

Рассмотрена концептуальная модель формирования представлений и принятий решений агентом в АСС. Сформулированы задачи информационного управления и противоборства в АСС. Введены основания классификации моделей информационного влияния в АСС, согласно которым рассмотрены наиболее значимые модели информационного влияния в АСС.

Глава 2. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ ПРЕДСТАВЛЕНИЯМИ АГЕНТОВ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ

Настоящая глава посвящена разработке и исследованию моделей и методов информационного влияния и управления в активных сетевых структурах. В ее разделах описывается и анализируется влияние различных компонент внутренней структуры агента АСС на динамику состояния сети и решаются задачи информационного управления.

В разделе 2.1 рассматривается базовая модель информационного влияния, в которой изучается формирование и динамика мнений агентов АСС. Для описания результатов динамики мнений вводятся понятия сообщества, группы и спутника.

В разделе 2.2 предметом управления являются начальные мнения агентов. Показывается, что центр, оказывая управляющие воздействия на наиболее влиятельных агентов, может добиться требуемого состояния сети.

В разделе 2.3 вводятся предположения о доверии агента к информации в наблюдаемом действии (сообщении) и выделяются различные типы «осторожных» агентов, для которых рассматривается управляемая динамика мнений в АСС и решаются задачи оптимального управления.

В разделе 2.4 вводится понятие репутации и рассматриваются модели информационного управления, позволяющие моделировать динамику репутации членов активной сетевой структуры и исследовать роль репутации в осуществлении информационных воздействий. Кроме того, анализируются подходы к информационному противоборству и построению моделей стратегической и информационной рефлексии агентов АСС.

В разделе 2.5 предметом управления является доверие между агентами АСС. Оказывается, что, управляя доверием, центр также может добиваться требуемых результатов в сети.

Наконец, в разделе 2.6 рассматривается и решается задача определения условий, при которых в АСС достигается требуемое мнение агентов о каком-либо параметре ситуации для постоянной или переменной структуры взаимодействий. Показано, что для решения этой задачи достаточно модифицировать нужным образом влияния/доверия агентов в рамках их локальной информированности.

Основные результаты второй главы опубликованы в работах [63, 65, 73, 75, 77, 86, 95, 101, 105, 107, 108, 258, 259, 260, 261, 262, 312].

В контексте описанной ранее (в главе 1) концептуальной модели АСС материал данной главы охватывает выделенную на рисунке 9 модельную цепочку «информационное управление → представление агента → действие агента → информационное влияние» (в разделах данной главы последовательно и систематично рассматриваются контуры в рамках данной модельной цепочки).

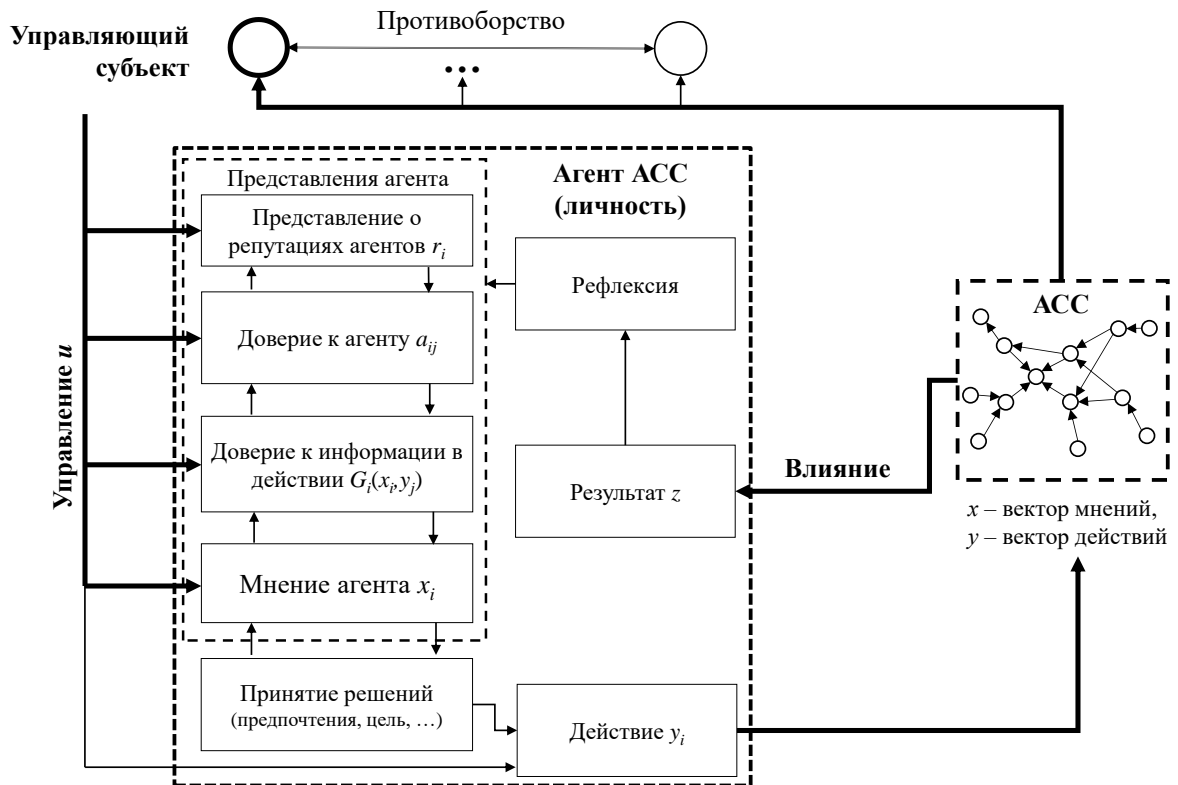


Рисунок 9 – Предмет исследования в главе 2

2.1. Базовая модель информационного влияния

В настоящем разделе изучаются формирование и динамика мнений в активной сетевой структуре, в которой мнения агентов рассчитываются при помощи графа влияний. Рассмотренная модель в целом следует традиции исследований социальных сетей [267, 286, 317] (см. также [190]). Выводы, полученные в рамках такой модели, согласуются с результатами социальных психологов (см. [5, 121, 147, 207, 210]).

Прямое и косвенное информационное влияние. Будем описывать агентов, входящих в активную сетевую структуру, множеством $N = \{1, 2, \dots, n\}$. Агенты в сети влияют друг на друга, и степень влияния задается *матрицей прямого*

влияния A размерности $n \times n$, где $a_{ij} \geq 0$ обозначает степень доверия i -го агента j -му агенту. Здесь и далее мы будем говорить как о влиянии, так и о доверии, и считать, что влияние и доверие противоположно направлены: выражение «степень доверия i -го агента j -му равна a_{ij} » тождественно по смыслу выражению «степень влияния j -го агента на i -го равна a_{ij} ».

Доверие в активной сетевой структуре можно наглядно изображать в виде стрелок с весами, соединяющих вершины. Например, дуга от i -го агента к j -му с весом a_{ij} (см. рисунок 10) означает соответствующую степень доверия.

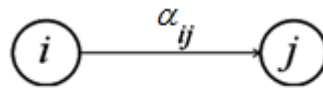


Рисунок 10 – Прямое (непосредственное) доверие

Будем считать, что агент i достоверно знает только «свою» (i -ю) строчку матрицы A – кому и насколько он доверяет.

Будем считать выполненным условие нормировки:

$$\forall i \in N \sum_{j=1}^n a_{ij} = 1, \quad (2.1)$$

т. е. предположим, что «суммарное доверие» агента равно единице. Это условие означает, что матрица A является стохастической по строкам [38]. Отметим, что агент может доверять и самому себе, чему соответствует $a_{ii} > 0$.

Если i -й агент доверяет j -му, а j -й доверяет k -му (см. рисунок ниже), то это означает следующее: k -й агент *косвенно влияет* на i -го (хотя i -й может даже не знать о его существовании).



Рисунок 11 – Косвенное доверие (влияние)

Это соображение побуждает к поиску ответа на вопрос о том, как в итоге формируются мнения членов активной сетевой структуры.

Формирование и динамика мнений агентов. Пусть у каждого агента в некий начальный момент времени имеется мнение по некоторому вопросу, мнение i -го агента отражает вещественное число x_i^0 , $i \in N$. Мнение всех агентов сети отражает вектор-столбец мнений x^0 размерности n .

Агенты в активной сетевой структуре взаимодействуют, обмениваясь мнениями. Этот обмен приводит к тому, что мнение каждого агента меняется в соответствии с мнениями агентов, которым данный агент доверяет. Будем считать это изменение линейным, т. е. положим, что мнение агента в следующий момент времени является взвешенной суммой мнений агентов, которым он доверяет (весами являются степени доверия a_{ij}):

$$x_i^\tau = \sum_j a_{ij} x_j^{\tau-1}, i \in N, \quad (2.2)$$

где индекс τ обозначает момент времени [107].

Нетрудно убедиться, что в векторной записи первое измененное мнение агентов равно произведению матрицы непосредственного доверия на вектор начальных мнений: $x^1 = A x^0$. Если обмен мнениями продолжается и далее, то вектор мнений агентов становится равным $x^2 = (A)^2 x^0$, $x^3 = (A)^3 x^0$ и т. д.

Если взаимодействие агентов продолжается достаточно долго, то их мнения стабилизируются – сходятся к результирующему мнению $X = \lim_{\tau \rightarrow \infty} x^\tau$ (об условиях существования предела см. ниже).

Будем называть *матрицей результирующего влияния* предел $A^\infty = \lim_{\tau \rightarrow \infty} (A)^\tau$ (условия существования предела также описываются ниже). Тогда можно записать соотношение

$$X = A^\infty x^0, \quad (2.3)$$

где x^0 – вектор начальных мнений, A^∞ – матрица результирующего влияния, X – вектор итоговых мнений.

Структуру косвенного доверия (влияния) также удобно изображать в виде ориентированного графа (агенты – вершины), где дугами обозначено доверие агентов (дуга идет от агента к тем агентам, кому он доверяет; если степень доверия равна нулю, то дуга не проводится).

Пример 2.1. Пример преобразования прямых доверий (влияний) в результирующие приведен на рисунке 12.

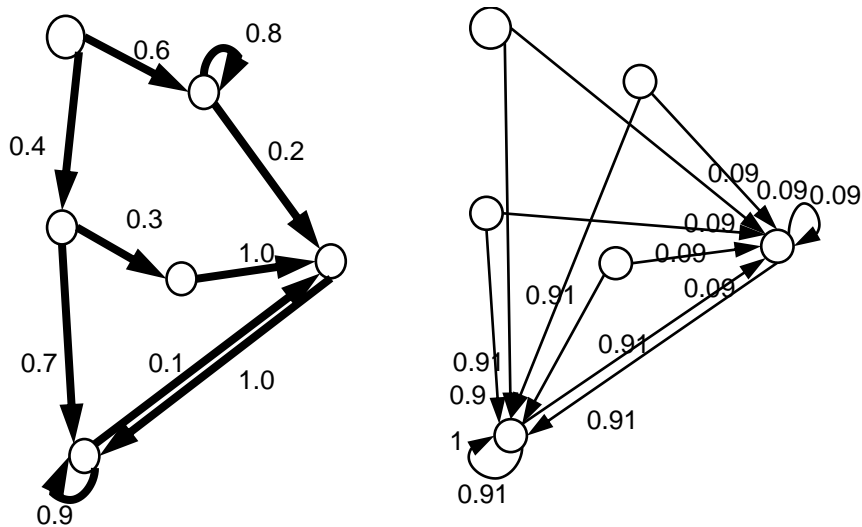


Рисунок 12 – Преобразование прямого доверия (а) в результирующее (б)

На рисунке 12б видно, что все результирующее доверие агентов сети сосредоточено на двух агентах. Именно эти два агента, по сути, определяют мнение в данной АСС. •

Чтобы описать структуру результирующего доверия (влияния) в общем случае нам понадобятся некоторые понятия, вводимые ниже.

Группы и сообщества. Назовем *сообществом* множество агентов, которые не подвергаются влиянию агентов вне него. Формально, сообщество – это подмножество $S \subset N$ такое, что $\forall i \in S \forall j \in N \setminus S (\alpha_{ij} = 0)$. Обозначим через \mathcal{N} множество таких подмножеств.

Назовем *группой* сообщество агентов, которые взаимодействуют таким образом, что каждый агент влияет или подвергается влиянию каждого другого агента группы прямым или косвенным образом. Формально, группа – это «минимальное» сообщество, то есть такое, внутри которого нельзя выделить никакое другое сообщество, т. е. множество $Q \in \mathcal{N}$ такое, что $\neg \exists S \in \mathcal{N} (S \subset Q)$.

Спутник – агент, подвергающийся влиянию агентов тех или иных групп, однако не оказывающий влияния ни на одну из них (ни на одного из агентов ни одной из групп). Это агент, не входящий ни в одну из групп.

Таким образом, каждый агент либо принадлежит ровно одной группе, либо является спутником. В то же время агент может принадлежать нескольким «вложенным» друг в друга сообществам.

На рисунке 13 выделены группа, сообщество и спутники в АСС примера 2.1. Здесь имеется единственная группа, включающая агентов 3 и 6; остальные агенты являются спутниками.

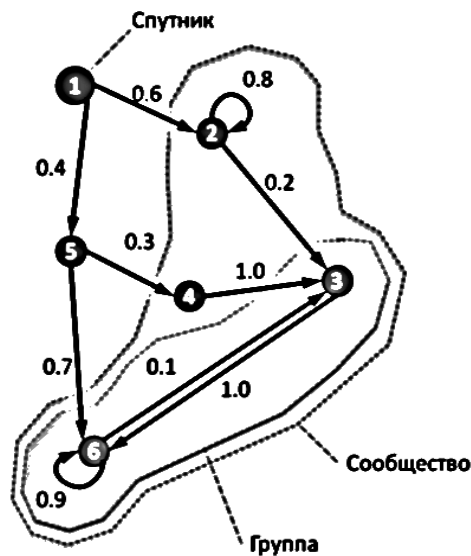


Рисунок 13 – Сообщество, группа и спутник активной сетевой структуры примера 2.1

Структура результирующих влияний. Для описания структуры результирующих влияний будем считать выполненным следующее условие 1: в каждой группе существует хотя бы один агент $i \in N$, для которого $\alpha_{ii} > 0$. Иными словами, в каждой группе хотя бы один агент хоть сколько-нибудь доверяет своему мнению (в терминах теории матриц такой группе соответствует стохастическая неразложимая апериодическая подматрица матрицы A).

Тогда справедливы следующие утверждения, являющиеся следствием известных фактов из теории стохастических матриц [38, 128, 326] (подчеркнем, что условие 1 здесь и далее будем считать выполненным, если явно не оговорено обратное).

Утверждение 2.1. Существует матрица результирующих влияний – предел $A^\infty = \lim_{\tau \rightarrow \infty} (A)^\tau$.

Утверждение 2.2. Мнения агентов стабилизируются, т. е. существует предел $X = \lim_{\tau \rightarrow \infty} x^\tau$.

Утверждение 2.3. Результирующее влияние любого спутника на любого агента равно нулю. Это, в частности, означает, что начальные мнения спутников не оказывают никакого влияния на итоговые мнения каких-либо агентов.

Утверждение 2.4. В матрице результирующих влияний строки, соответствующие членам одной группы, совпадают. Это, в свою очередь, означает, что совпадают итоговые мнения агентов, т. е. каждая группа имеет общее мнение (которое можно считать *мнением группы*).

Утверждение 2.4 соответствует наблюдениям социальных психологов: в группе ее участники, испытывая информационное влияние, приходят к *консенсусу* [134].

Таким образом, структура результирующих влияний в активной сетевой структуре выглядит следующим образом (см. рисунок 14). Имеется некоторое количество групп, в каждой из которых итоговые мнения агентов совпадают (имеет место консенсус) и не зависят от начальных мнений агентов, не входящих

в данную группу. Остальные агенты являются спутниками, их итоговые мнения полностью определяются мнением одной или нескольких групп.

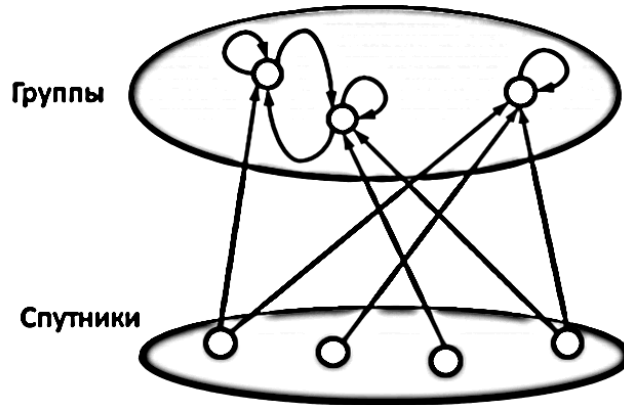


Рисунок 14 – Структура графа результирующих влияний

Возникает вопрос об информированности самих агентов о создавшейся ситуации. Знает ли агент, является ли он членом одной из групп либо спутником? Логично считать, что каждый агент в каждый момент времени знает свое мнение, мнение тех агентов, кому он доверяет, а также степень своего доверия каждому из них (здесь идет речь о прямом доверии). Если агент знает, что его итоговое мнение не совпадает с мнением тех, кому он доверяет, то он является спутником и знает это. В то же время, если итоговые мнения агента и тех, кому он доверяет, совпадают, то агент может быть как членом группы, так и спутником.

Примеры формирования и динамики мнений агентов. В данном разделе рассмотрим несколько модельных примеров, иллюстрирующих формирование мнений агентов.

Пример 2.2. Пусть имеется агент $i \in N$, который доверяет только самому себе: $\forall j \neq i \alpha_{ij} = 0, \alpha_{ii} = 1$. Мнения такого агента меняться во времени не будут: $x_i^\tau = x_i^0, \tau = 0, 1, \dots$ •

Пример 2.3. Пусть имеется агент, который доверяет в некоторой (отличной от нуля) степени всем остальным агентам, которые все имеют одно и то же мн-

ние и никому, кроме себя, не доверяют. Тогда мнение этого агента со временем будет стремиться к мнению других агентов, которое меняться не будет. •

Пример 2.4. Пусть имеются два агента, каждый из которых полностью доверяет оппоненту ($\alpha_{12} = \alpha_{21} = 1$). Тогда введенное выше условие 1 не имеет места, и будут наблюдаться колебания мнений агентов с периодом 2. •

Пример 2.5. Пусть имеются два агента и ситуация симметрична: $\alpha_{11} = \alpha_{22} < 1$. Начальные мнения агентов – 0 и 1 соответственно. Результирующее мнение будет единым и равным 0,5, причем максимальная «скорость сходимости» будет иметь место при $\alpha_{11} + \alpha_{22} = 1$. •

Пример 2.6. Пусть АСС – полный граф, а степени доверия всех агентов друг другу и себе одинаковы. Тогда результирующее мнение будет единым для всех агентов и равным среднему арифметическому их начальных мнений. •

Пример 2.7. Пусть АСС представлена линейной цепочкой агентов.

А. Первый агент доверяет только себе, каждый из остальных доверяет себе и своему последователю в цепи $\alpha_{i,i+1} = 0.5$. Тогда по цепи агентов пробежит затухающая волна мнений, т.е. мнение i -го агента в момент времени τ будет $x_i^\tau = 0.5 x_i^{\tau-1} + 0.5 x_{i+1}^{\tau-1}$. Итоговые мнения будут одинаковыми (см. рисунок 15)¹.

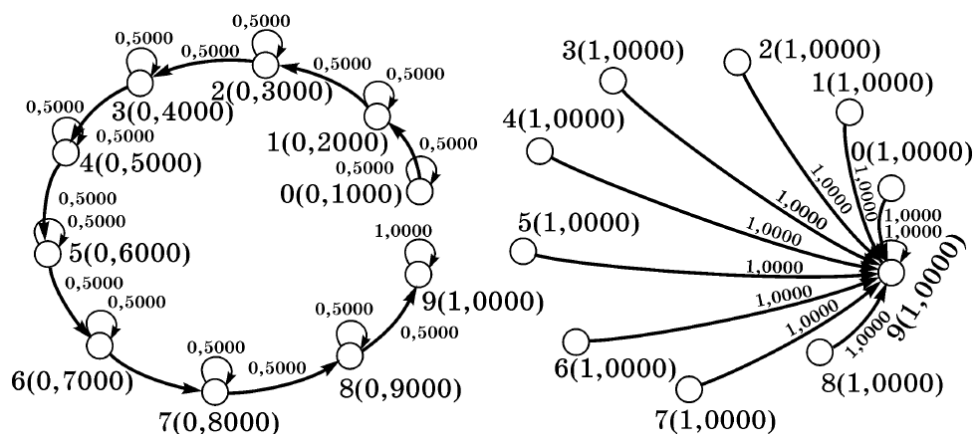


Рисунок 15 – Иллюстрация пункта А примера 2.7

¹ Изображение сети и расчет динамики мнений в этом и некоторых последующих примерах получены в рамках разработанной системы имитационного моделирования (технология анализа АСС кратко описана в 5 главе). В этом и в последующих примерах данного раздела агенты на рисунках индексируются с 0.

Б. Каждый из агентов доверяет себе $\alpha_{i,i} = 0.5$. Для первого агента $\alpha_{1,2} = 0.5$, для n -го агента $\alpha_{n,n-1} = 0.5$, для всех остальных $\alpha_{i,i-1} = 0.25$ и $\alpha_{i,i+1} = 0.25$. Тогда итоговые мнения будут одинаковыми $X = \frac{1}{n-1} (0.5 x_1^0 + 0.5 x_n^0 + \sum_{i=2}^{n-1} x_i^0)$ (на рисунке 16 представлены начальные и итоговые мнения и доверия в сети из десяти агентов). •

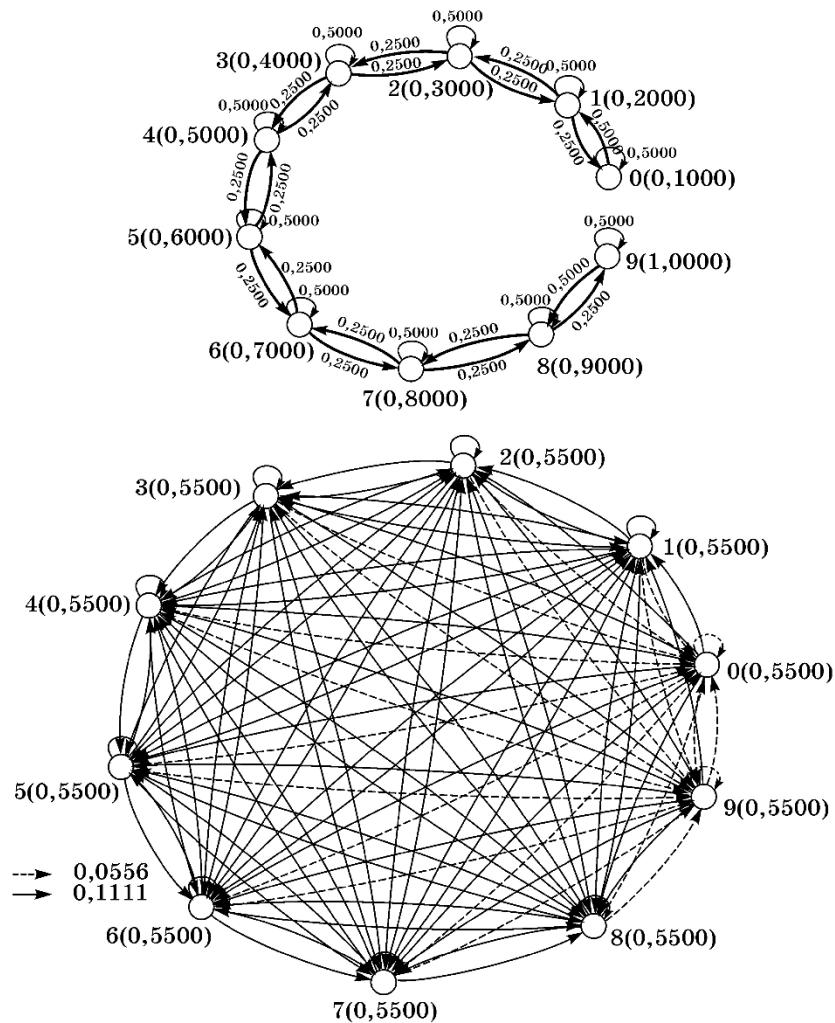


Рисунок 16 – Иллюстрация пункта Б примера 2.7

Пример 2.8. Пусть АСС является кольцом.

А. Каждый из агентов доверяет себе $\alpha_{i,i} = 0.5$ и следующему агенту в кольце $\alpha_{i,i+1} = 0.5$, тогда итоговые мнения будут одинаковыми $X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0$ (см. рисунок 17 17).

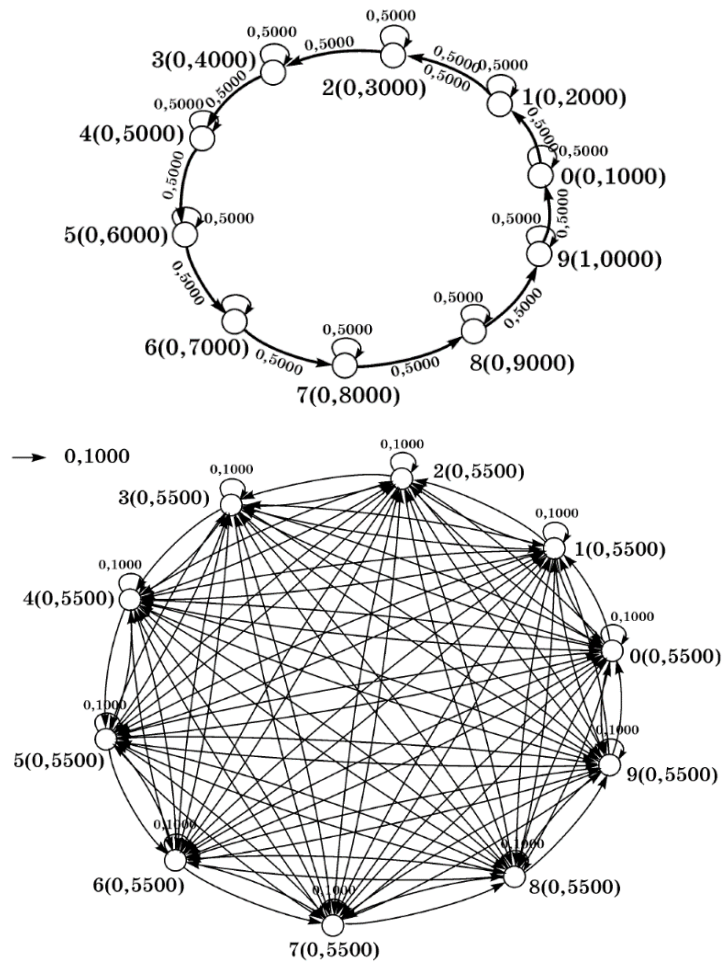


Рисунок 17 – Иллюстрация пункта А примера 2.8

Б. Для каждого из агентов $\alpha_{i,i} = 0.5$, $\alpha_{i,i+1} = 0.25$ и $\alpha_{i,i-1} = 0.25$, тогда итоговые мнения будут одинаковыми $X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0$ (см. рисунок 18). •

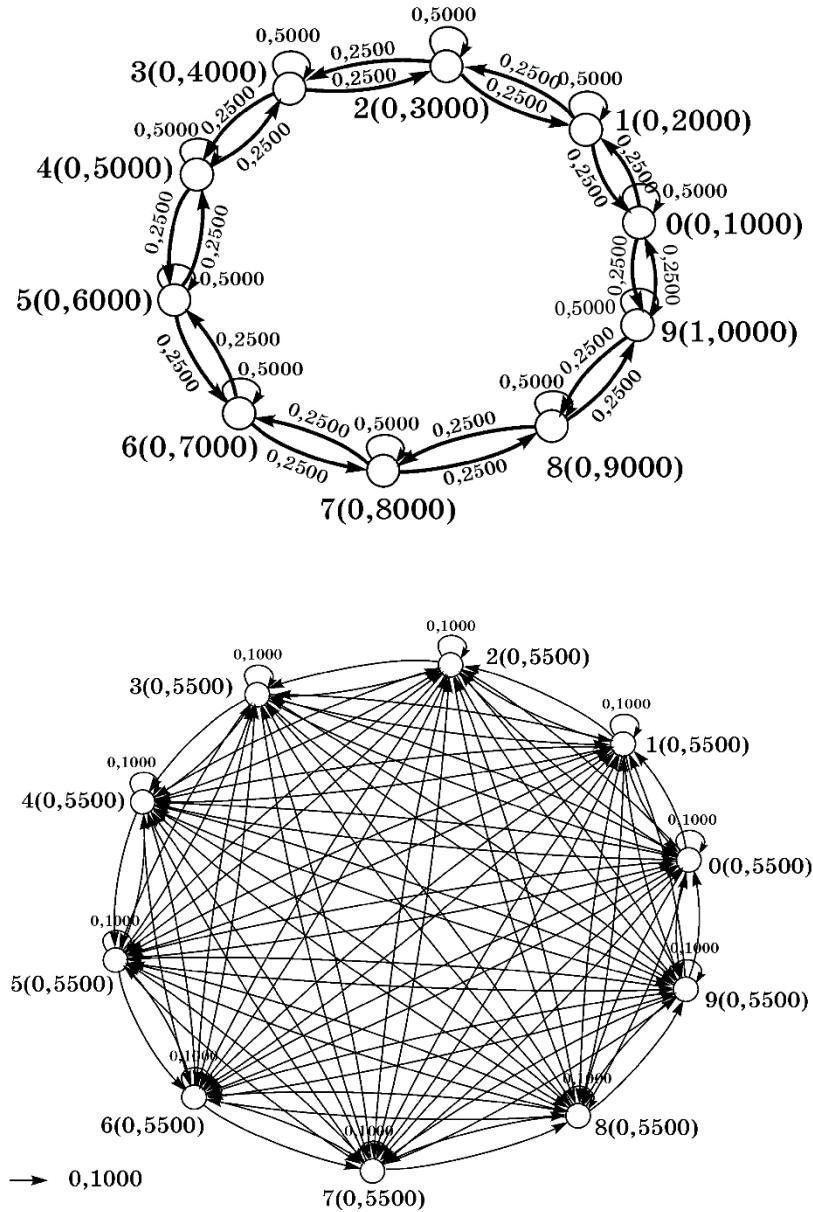


Рисунок 18 – Иллюстрация пункта Б примера 2.8

Пример 2.9. Пусть АСС является звездой.

А. Все агенты доверяют центру $\alpha_{i,1} = 0.5$ и себе $\alpha_{i,i} = 0.5$, а центр звезды (агент с номером 1) доверяет только себе $\alpha_{1,1} = 1.0$. Тогда итоговые мнения агентов станут равными начальному мнению центра звезды: $X = x_1^0$ (см. рисунок 19).

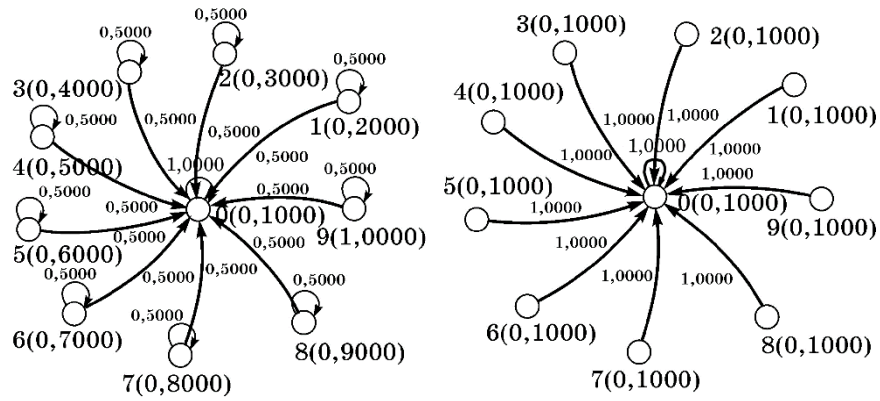


Рисунок 19 – Иллюстрация пункта А примера 2.9

Б. Центральный агент доверяет себе $a_{1,1} = 0.5$ и периферийным агентам $a_{1,i} = 0.5 / (n - 1)$, а те – себе $a_{i,i} = 0.5$ и центру $a_{i,1} = 0.5$. Тогда итоговые мнения будут одинаковыми $X = 0.5x_1^0 + \frac{0.5}{n-1} \sum_{i=2}^n x_i^0$ (см. рисунок 20). •

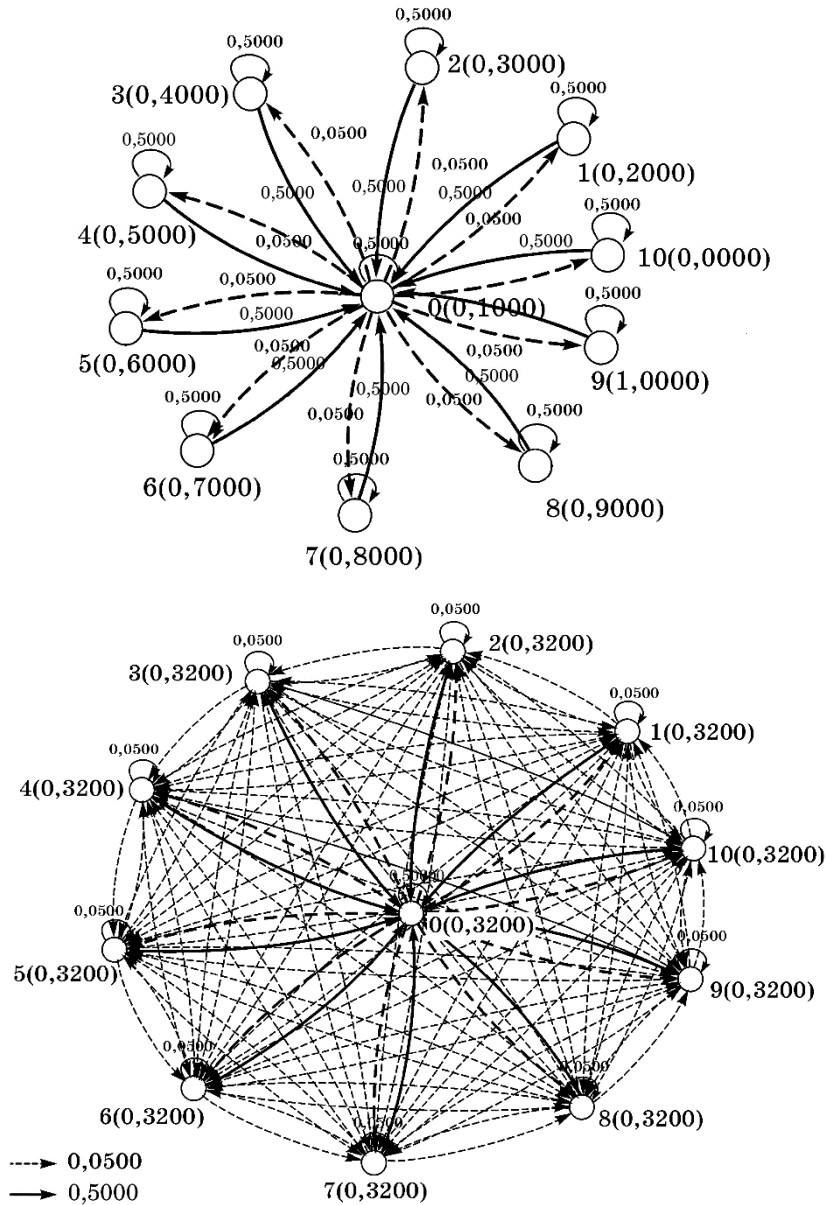


Рисунок 20 – Иллюстрация пункта Б примера 2.9

Пример 2.10. Пусть АСС представлена полным графом. Каждый из агентов доверяет себе $\alpha_{i,i} = 0.5$ и каждому из остальных $\alpha_{i,j} = 0.5 / (n - 1)$, тогда в сети установится итоговое мнение $X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0$ (см. рисунок 21). •

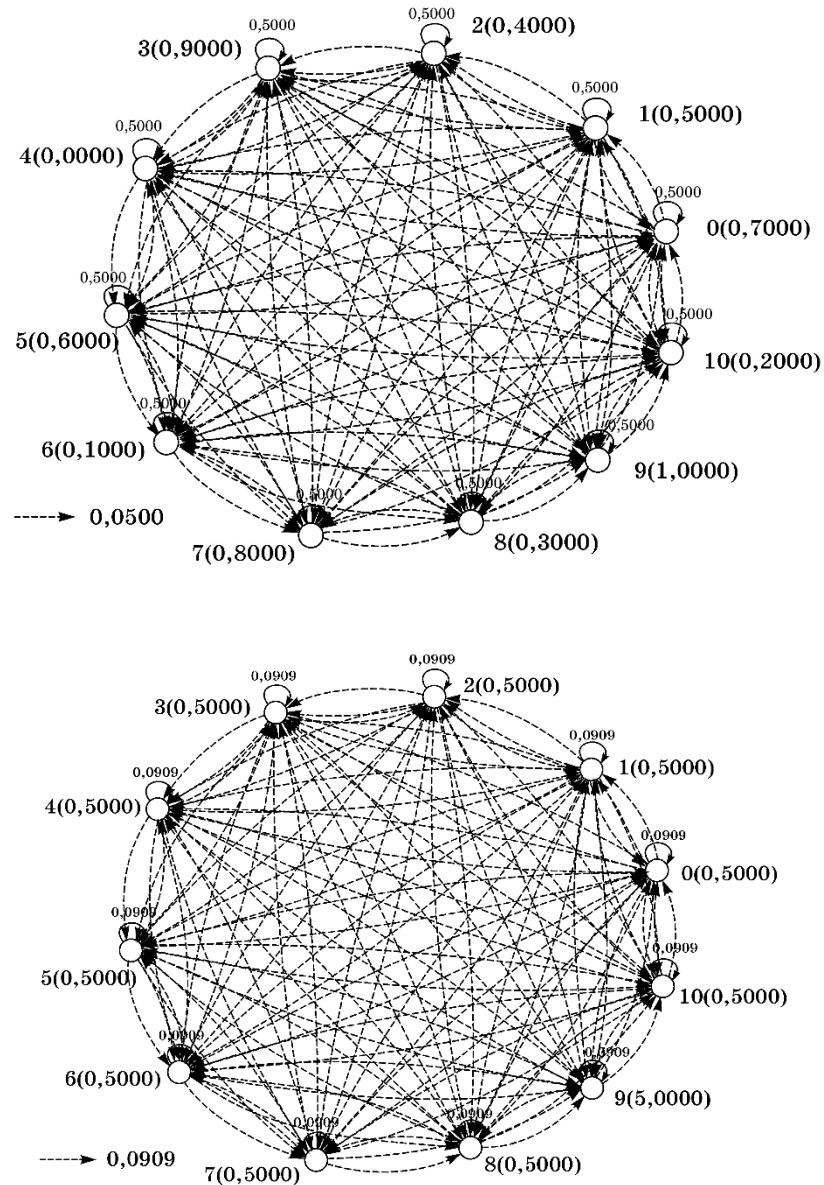


Рисунок 21 – Иллюстрация примера 2.10

Пример 2.11. Пусть АСС представлена двумя полными графами (состоящими соответственно из n и m агентов): каждый агент доверяет себе $\alpha_{i,i} = 0.5$, в первом графе $\forall j \neq i \left(\alpha_{ij} = \frac{0.5}{n-1} \right)$, второй граф соединен с первым исходящей дугой. Тогда итоговые мнения всех агентов в сети будут одинаковыми $X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^0$ (см. рисунок 22). •

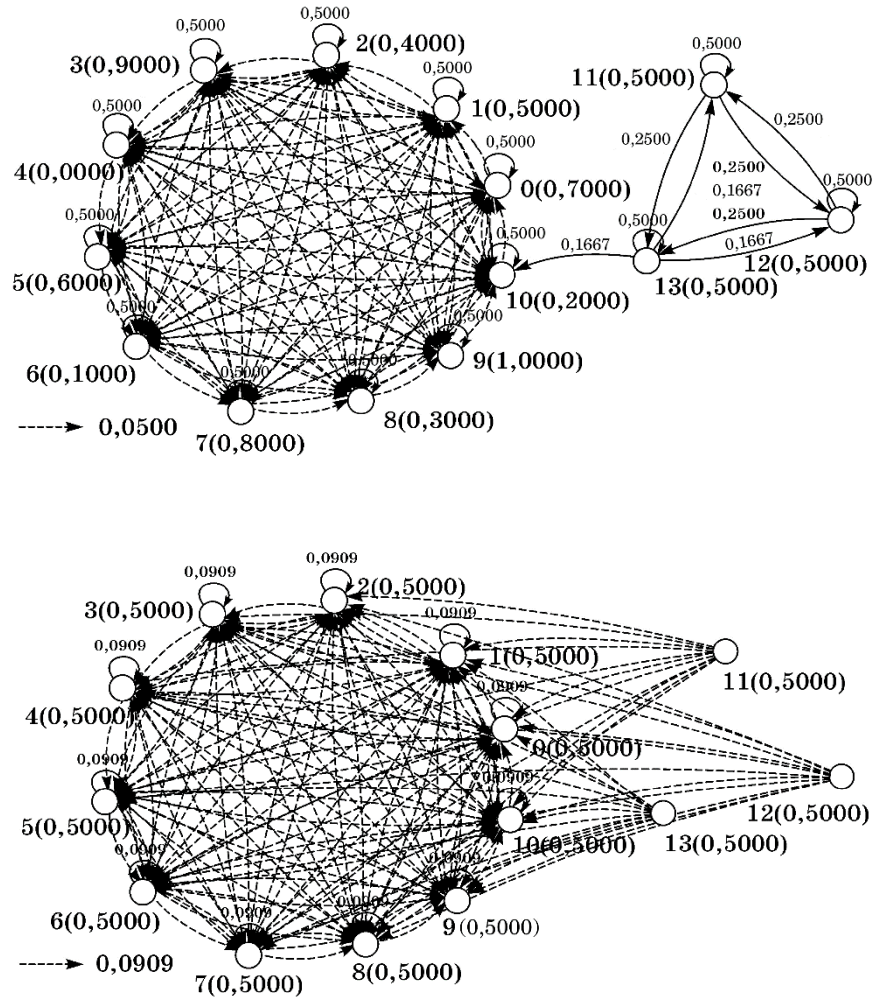


Рисунок 22 – Иллюстрация примера 2.11

Пример 2.12. Пусть АСС представлена регулярным деревом.

А. Агент в корне дерева (первый агент) доверяет только себе, остальные доверяют себе $\alpha_{i,i} = 0.5$ и агенту-родителю. Тогда итоговые мнения всех агентов в сети будут одинаковыми $X = x_1^0$ (см. рисунок 23).

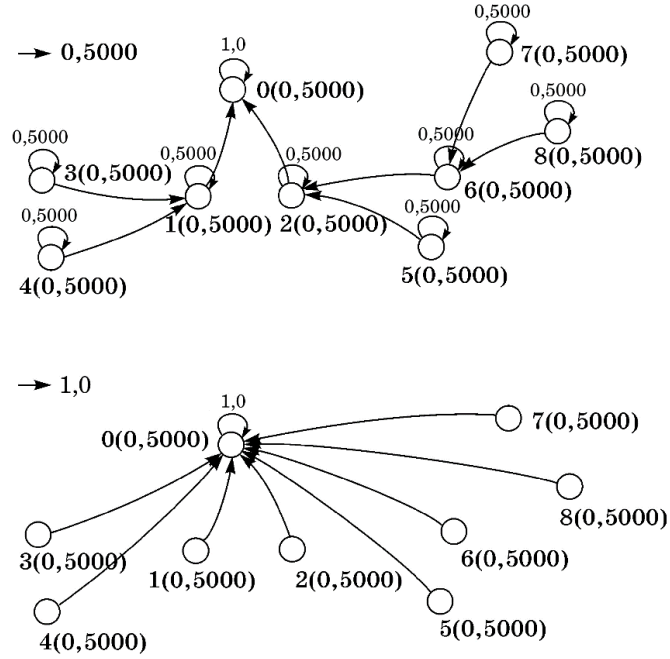


Рисунок 23 – Иллюстрация пункта А примера 2.12

Б. Пусть у каждого узла в дереве m потомков, агент в дереве доверяет себе $\alpha_{i,i} = 0.5$ и доверяет одинаково агенту-родителю и потомкам. Пусть N_l – множество листьев, N_{int} – множество промежуточных узлов, а r – корень ($N = N_{int} \cup N_l \cup \{r\}$), тогда (см. рисунок 24):

$$X = \frac{mx_r^0 + (m+1) \sum_{i \in N_{int}} x_i^0 + \sum_{i \in N_l} x_i^0}{m + (m+1)|N_{int}| + |N_l|} \cdot \bullet$$

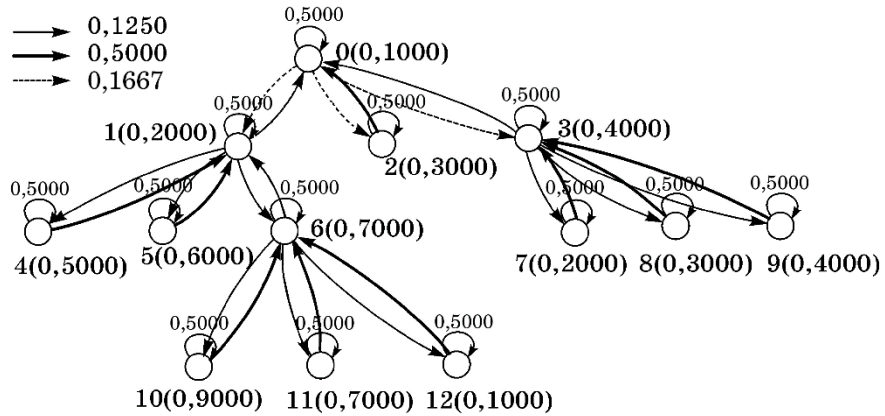


Рисунок 24 – Иллюстрация пункта Б примера 2.12

Пример 2.13. Пусть имеются три агента, каждый из которых в некоторой степени доверяет себе и другим. Начальные мнения агентов различны. Тогда мнения агентов будут сходиться, и результирующее мнение будет единым для всех агентов.

Иллюстрацией данного вывода является эксперимент Шерифа. Приведем его описание согласно [147].

Вы сидите в темной комнате, и в 4,5 метрах от вас появляется светящаяся точка. Затем она передвигается в течение нескольких секунд, после чего исчезает. А вам нужно ответить на вопрос, на какое расстояние она сместилась. И вы начинаете гадать: «Может быть, сантиметров на 15». Все ваши последующие ответы колеблются вокруг цифры «20». На следующий день, вернувшись в лабораторию, вы оказываетесь в обществе ещё двух испытуемых, которые накануне, как и вы, наблюдали за светящейся точкой поодиночке. Когда заканчивается первая процедура, ваши товарищи предлагают свои ответы, исходя из уже имеющегося у них опыта. «2,5 сантиметра», – говорит первый. «5 сантиметров», – говорит второй. Несколько растерявшись, вы, тем не менее, говорите: «15 сантиметров». Если процедура будет повторяться в том же составе и в течение этого дня, и в течение двух последующих дней, изменится ли ваш ответ? Ответы участников эксперимента Шерифа ... изменились весьма существенно ... оценки сближались ... обычно складывалась некая групповая норма. Она не соответствовала действительности. Почему? Потому что световая точка вообще не двигалась. •

Пример 2.14. Пусть имеются шесть агентов, пятеро из которых доверяют только себе, а шестой доверяет себе и в некоторой степени всем остальным. Начальные мнения пяти агентов – 0, шестого – 1. Тогда мнение шестого агента со временем будет стремиться к мнению других агентов – 0, которое меняться не будет.

Иллюстрацией данного вывода является эксперимент Аша. Приведем его описание согласно [147].

Вы сидите шестым в ряду, в котором всего 7 человек. Сначала экспериментатор объясняет вам, что все вы принимаете участие в исследовании процесса восприятия и связанных с ним суждений, а затем просит ответить на вопрос: какой из трех отрезков прямой равен по длине стандартному отрезку? Вам с первого взгляда понятно, что стандартному отрезку равен отрезок № 2. Поэтому нет ничего удивительного в том, что все 5 человек, которые ответили до вас, сказали: «Отрезок № 2».

Следующее сравнение проходит столь же легко ... Однако третий раунд очень удивляет вас. Хотя правильный ответ кажется таким же бесспорным, как и в первых двух случаях, первый отвечающий дает неверный ответ. А когда и второй говорит то же самое ... Четвертый и пятый соглашаются с первыми тремя. И вот взгляд экспериментатора устремлен на вас. Вы испытываете то, что называется «эпистемологической дилеммой»: «Как мне узнать, кто прав? Мои товарищи или мои глаза?» В ходе экспериментов Аша в подобной ситуации оказывались десятки студентов. В целом 37 % ответов оказались «конформными» (или следует сказать, что в 37 % случаев испытуемые «полагались на других»?).

Таким образом, выводы последних двух примеров вполне соответствуют наблюдениям социальных психологов.

Следует признать, что рассмотренная выше модель динамики мнений представляет собой достаточно простую базовую модель информационного влияния в активной сетевой структуре. Возможные обобщения этой модели очевидны – можно определять изменение мнений в зависимости других компонент внутренней структуры агента: в зависимости от репутации, в зависимости от отклонения от мнений других агентов и т. д. (см. дальнейшие разделы настоящей главы). Несмотря на простоту базовой модели динамики мнений в активной сетевой структуре, ниже мы будем пользоваться ею, так как она не теряет своей актуальности [246] и позволяет получить ряд аналитических решений для задач информационного управления и информационного противоборства.

2.2. Информационное управление и мнения агентов

Имея «основное уравнение», связывающее начальные и итоговые мнения агентов (см. выражение (2.2) раздела 2.1), можно ставить и решать задачу управления – воздействия на агентов активной сетевой структуры с целью формирования требуемых их мнений (исследуемый контур выделен на рисунке 25).

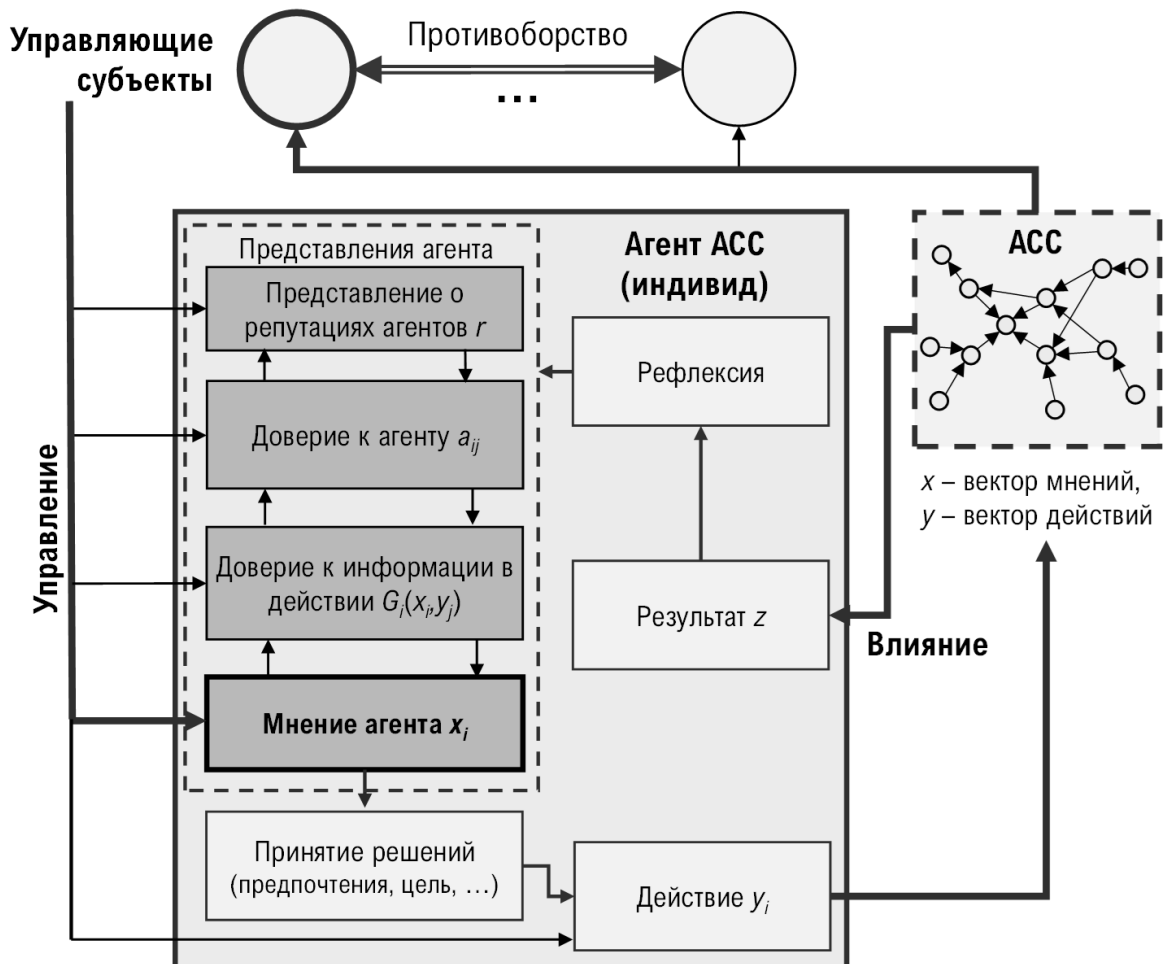


Рисунок 25 – Воздействие на мнение агентов

Для сохранения аддитивности модели будем считать, что управляющему органу (центру) известна матрица влияния (доверия), а управляющее (информационное) воздействие заключается в изменении центром начальных мнений аген-

тов x^0 путем «добавления» вектора управлений $u \in \mathfrak{R}^n$. Содержательно, управление заключается в изменении мнения i -го агента с x_i на $x_i + u_i$, $i \in N$.

Предположим, что $u_i \in U_i$, $i \in N$ (подобное ограничение имеет прозрачные содержательные интерпретации). Обозначим $U = \prod_{i \in N} U_i$.

Тогда итоговые мнения будут определяться следующим уравнением:

$$X = A^\infty (x^0 + u), \quad (2.4)$$

или в покоординатном виде:

$$X_{ui} = \sum_{j \in N} A_{ij}^\infty (x_j^0 + u_j) = \sum_{j \in N} A_{ij}^\infty x_j^0 + \sum_{j \in N} A_{ij}^\infty u_j, \quad i \in N.$$

То есть результирующее мнение агента, сложившееся в результате информационного управления, является суммой его «невозмущенного» результирующего мнения $\sum_{j \in N} A_{ij}^\infty x_j^0$ и изменений $\sum_{j \in N} A_{ij}^\infty u_j$, вызванных управляющими воздействиями. В силу (2.4) «стабильное» состояние АСС линейно по управлению.

Пусть целевая функция центра $\Phi(X, u)$ – *критерий эффективности управления* – зависит от итоговых мнений агентов и вектора управлений. Тогда задача управления будет заключаться в выборе допустимого вектора управлений, максимизирующего критерий эффективности:

$$\Phi(A^\infty(x^0 + u), u) \rightarrow \max_{u \in U}$$

В соответствии с утверждениями 2.1-2.4 воздействовать на мнения спутников не имеет смысла, поэтому можно априори (имея только матрицу доверия) сказать, на каких агентов должно быть нацелено информационное воздействие.

В целевой функции центра можно, следуя традиции теории управления организационными системами [171], выделить две аддитивные компоненты: $\Phi(X, u) = H(X) - c(u)$, где $H(\cdot)$ – выигрыш («доход») центра, зависящий от итоговых мнений агентов², $c(\cdot)$ – затраты на осуществление управляющих воздействий (м.б. целесообразно в некоторых моделях считать, что $c = c(x^0, u)$).

² В рамках теории рефлексивных игр [176] считается, что действия субъектов определяются их информированностью. Поэтому, считая эту зависимость известной, можно от предпочтений центра, зависящих от действий агентов (что представляется естественным), перейти к его предпочтениям, зависящим от информированности (то есть мнений) агентов.

Пример 2.15. Если условно считать, что мнения агентов отражают степень их «убежденности» в том, в чем их хотел бы убедить центр (поддержать того или иного кандидата на выборах, приобрести определенный товар, принять определенное решение и т.д.), то примерами функции дохода центра $H(\cdot)$ могут служить:

- $\frac{1}{n} \sum_{i \in N} X_i$ – «среднее мнение» коллектива агентов;

- $\sum_{i \in N} \lambda_i X_i$ – «взвешенное» ($\lambda_i \geq 0, \sum_{i \in N} \lambda_i = 1$) мнение коллектива агентов;

- $n_\theta = |\{i \in N \mid X_i \geq \theta\}|$ – число агентов (в случае пороговых голосований может использоваться их доля), мнение которых превышает пороговое значение $\theta \in [0; 1]$;

- $\min_{i \in N} X_i$ – «наихудшее» из мнений агентов,

и т.д. – в зависимости от содержательной постановки задачи. •

Пример 2.16. Пусть $H(X) = \frac{1}{n} \sum_{i \in N} X_i$, а затраты центра однородны и линейны по управляющим воздействиям: $c(u) = \beta \sum_{i \in N} u_i$ (содержательно, β – стоимость единичного изменения мнения любого агента), причем ресурсы центра ограничены величиной $R \geq 0$:

$$\beta \sum_{i \in N} u_i \leq R. \quad (2.5)$$

Задача управления примет вид следующей задачи линейного программирования (ЛП):

$$\frac{1}{n} \left(\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} A_{ij}^\infty x_j^0 + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} A_{ij}^\infty u_j \right) - \beta \sum_{i \in N} u_i \rightarrow \max_{\{u_i \geq 0\}, (2.5)}.$$

Обозначая $F_j = \frac{1}{n} \sum_{i \in N} A_{ij}^\infty, j \in N$, запишем рассматриваемую задачу в виде:

$$\sum_{j \in N} (F_j - \beta) u_j \rightarrow \max_{u_i \geq 0, (2.5)}. \quad (2.6)$$

Решение задачи (2.6) очевидно – следует весь ресурс вкладывать в изменение мнения агента, для которого величина F_j максимальна. Содержательно это решение интерпретируется следующим образом. Величина F_j отражает среднюю степень итогового доверия всех агентов j -му агенту. Назовем эту характеристику

влиятельностью агента. Весь ресурс следует расходовать на воздействие на того агента, которому больше всего доверяют другие агенты.

Полученное свойство решения задачи (2.6) обусловлено тем, что в ней, как в задаче линейного программирования, всего одно ограничение (2.5). Можно усложнить ситуацию, предположив, что $U_i = [0; R_i]$. При достаточно малых величинах $\{R_i\}$ (например, не превышающих пороги обнаружения внешних воздействий агентами или некоторой системой защиты) данную модель можно интерпретировать как отражающую так называемое *скрытое управление* (см. его содержательные примеры в [175, 188]). Тогда решение соответствующего аналога задачи (2.6) будет следующим – выделять агентам, упорядоченным по убыванию величин F_i , «ресурс» в максимальном количестве R_i до тех пор, пока не станет существенным ограничение (2.5). При этом последний из агентов, среди получивших ресурс, может получить его в объеме, меньшем максимально для него возможного. •

Рассмотренная в данном разделе модель информационного управления заключается в однократном формировании внешним управляющим субъектом – центром – начальных мнений «доверчивых» агентов. Представляет интерес анализ возможностей информационного управления, осуществляемого центром на мнения агентов, в следующих ситуациях: во-первых, агенты могут быть как доверчивыми, так и «осторожными» (мнения агентов при этом нелинейно зависят от содержания получаемых сообщений, т.е. рассматривается *доверие к информации в действии*, см. модельную цепочку на рисунке 25); во-вторых, центр является участником сети; в-третьих, управляющие воздействия оказываются, на протяжении, как минимум, нескольких периодов времени. Перейдем к рассмотрению соответствующих моделей.

2.3. Унифицированное информационное управление мнениями

Напомним, что у каждого агента в начальный момент времени имеется *мнение* по некоторому вопросу. Мнение всех агентов сети отражает вектор-столбец $x^0 \in \mathfrak{R}^n$ начальных мнений. Будем считать, что в результате обмена мнениями со своими «соседями» из множества $N_i = \{j \in N \mid a_{ij} > 0\}$ мнение i -го агента $x_i^k \in \mathfrak{R}^1$ в момент времени k равно

$$x_i^k = \sum_{j \in N_i} a_{ij} x_j^{k-1}, k = 1, 2, \dots \quad (2.7)$$

Понятно, что любой вектор одинаковых мнений является неподвижной точкой отображения (2.7). Предположим, что каждый агент хоть сколько-нибудь доверяет сам себе, то есть $\forall i: a_{ii} > 0$. Тогда, как показано в разделе 2.1, в конечном итоге (при многократном обмене мнениями) вектор мнений агентов сходится к результирующему (итоговому) вектору мнений $X = \lim_{k \rightarrow \infty} x^k$. Если мнения агентов со временем стабилизируются, то можно записать соотношение

$$X = A^\infty x^0, \quad (2.8)$$

где $A^\infty = \lim_{k \rightarrow \infty} (A)^k$.

В настоящем разделе рассматривается модификация базовой модели в случае, когда агенты однородны, а структура связей между ними представляет собой связный регулярный граф [105]. В отличие от приведенной выше модели ниже считается, что, помимо агентов, входящих в сеть, существуют *средства массовой информации*, сообщения которых также влияют на мнения членов активной сетевой структуры.

Однородная активная сетевая структура. «Доверчивые» агенты. Рассмотрим случай однородной сети, в которой начальные мнения всех агентов одинаковы и равны $x^0 \in \mathfrak{R}^1$, а граф связей между ними связный и l -регулярный (т. е. $|N_i| = l, i \in N$).

Будем считать, что кроме агентов существуют управляющие субъекты, влияющие на мнения членов активной сетевой структуры (можно интерпретировать их как СМИ).

Каждый агент с некоторой (одинаковой для всех агентов) степенью $\alpha \in (0; 1]$ доверяет сам себе; с некоторой (тоже одинаковой для всех агентов) степенью $\beta \in [0; 1]$ ($\alpha + \beta \leq 1$) он доверяет средствам массовой информации (можно условно считать, что через СМИ осуществляется информационное управление [171] – агент получает от СМИ информацию якобы о мнениях тех агентов, с которыми не связан непосредственно), а «остаток доверия» $(1 - \alpha - \beta)$ агент делит поровну между теми агентами, с которыми непосредственно связан. СМИ сообщает всем агентам одинаковое мнение $u \in \mathfrak{R}^1$. Получаем, что динамика мнений агентов описывается следующим выражением:

$$x_i^k = \alpha x_i^{k-1} + \beta u + \frac{(1-\alpha-\beta)}{l} \sum_{j \in N_i} x_j^{k-1}, k = 1, 2, \dots, \quad (2.9)$$

причем, в силу однородности сети и регулярности графа связей, от его степени l (то есть, от числа связей каждого агента с другими агентами), а также от размера n активной сетевой структуры и от степени α доверия агента самому себе, выражение (2.9) не зависит (см. (2.10)). Выражение (2.9) имеет и вероятностную трактовку: агент с вероятностью α останется при своем мнении, с вероятностью β примет мнение СМИ и т. д.

Опуская в силу однородности сети индекс, соответствующий номеру агента, из (2.9) получим:

$$x^k = \beta u + (1 - \beta) x^{k-1}, k = 1, 2, \dots, \quad (2.10)$$

или

$$x^k = u \beta \sum_{\tau=1}^k (1 - \beta)^{\tau-1} + x_0 (1 - \beta)^k, k = 1, 2, \dots. \quad (2.11)$$

Преобразовывая (2.11), можно записать:

$$x^k = u (1 - (1 - \beta)^k) + x^0 (1 - \beta)^k, k = 1, 2, \dots. \quad (2.12)$$

Для любого момента времени мнения агентов не выходят за диапазон, ограниченный их начальным мнением x^0 и управлением u . Предел последовательности (2.12) мнений агентов при $k \rightarrow +\infty$ равен значению управления u .

Отметим, что «экспоненциальная» кривая (2.12) может интерпретироваться в терминах научения, запоминания и забывания информации и т.д. (см. обзор моделей научения в [166]).

Управление, при котором управляющее воздействие в любой момент времени планового горизонта одинаково для всех агентов влияния, называется *унифицированным информационным управлением*. В рассматриваемой модели управление является постоянным (не зависящим от времени) и унифицированным (см. выражение (2.9)). Задача управления заключается в нахождении управления $u(x^*, x^0, T)$, которое при известных начальных мнениях агентов в заданный момент времени T приводит агентов к требуемому мнению x^* . Если ограничения на управление отсутствуют, то эта задача решается тривиально посредством алгебраических преобразований выражения (2.12):

$$u(x^*, x^0, T) = \frac{x^* - x^0(1-\beta)^T}{1 - (1-\beta)^T}. \quad (2.13)$$

При $T \rightarrow +\infty$ управление (2.13) стремится к итоговому мнению x^* .

Пример 2.17. Пусть $\beta = 1/2$, $x_0 = 0$, $u = 1$. График динамики (2.12) мнений агентов приведен на рисунке 26.

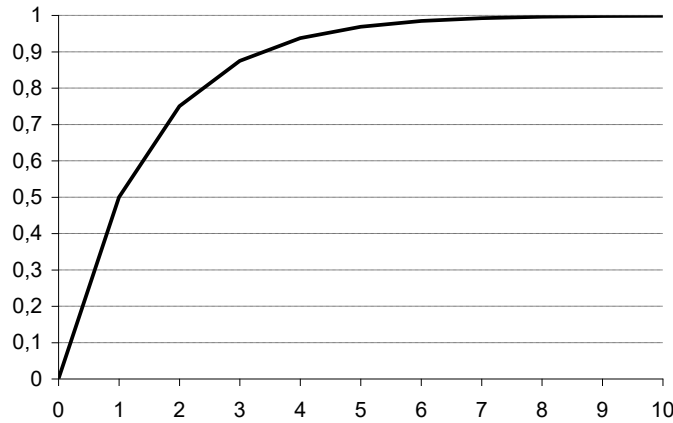


Рисунок 26 – Динамика мнений агентов в примере 2.17

Для того чтобы добиться в десятом периоде ($T = 10$) мнения $x^* = 1$, управление, в соответствии с выражением (2.13), должно равняться $u(1, 0, 10) = 1024/1023$. •

Отметим, что, сделав предположения об однородности агентов и регулярности графа связей между ними, мы, фактически, свели всю однородную регулярную активную сетевую структуру к единственному агенту, подвергающемуся влиянию СМИ (см. выражение (2.12)). Для того чтобы такие параметры, как степень доверия агента своему собственному мнению, размер сети и степень регулярного графа влияли на динамику мнений агентов, необходимо использовать отличные от выражения (2.9) законы изменения мнений агентов под влиянием друг друга и СМИ.

Рассмотрим следующий (один из множества возможных – в каждом конкретном случае необходимо, в первую очередь, руководствоваться содержательной спецификой рассматриваемой задачи) вариант такого закона. Предположим, что динамика мнений агентов описывается следующим выражением (ср. с выражением (2.9)):

$$x_i^k = \alpha x_i^{k-1} + \beta \frac{(n-l)}{n} u + \frac{(1-\alpha-\beta(n-l)/n)}{l} \sum_{j \in N_i} x_j^{k-1}, k = 1, 2, \dots \quad (2.14)$$

Содержательно выражение (2.14) означает, что СМИ якобы отражает мнение той части сети, которая не взаимодействует с данным агентом (доля таких

агентов составляет $\frac{(n-l)}{n}$; данное отношение можно условно интерпретировать как «вес общественного мнения»).

Опуская в силу однородности сети индекс, соответствующий номеру агента, из (2.14) получим:

$$x^k = \beta \frac{(n-l)}{n} u + (1 - \beta \frac{(n-l)}{n}) x^{k-1}, k = 1, 2, \dots, \quad (2.15)$$

или

$$x^k = u \beta \frac{(n-l)}{n} \sum_{\tau=1}^k (1 - \beta)^{\tau-1} + x^0 (1 - \beta \frac{(n-l)}{n})^k, k = 1, 2, \dots \quad (2.16)$$

Преобразовывая (2.16), получим (ср. с выражением (2.12)):

$$x^k = u \frac{(n-l)}{n} (1 - (1 - \beta \frac{(n-l)}{n})^k) + x^0 (1 - \beta \frac{(n-l)}{n})^k, k = 1, 2, \dots \quad (2.17)$$

На динамику (2.17) мнений агентов в рамках рассматриваемой модели влияет не абсолютное число связей у каждого агента с другими (степень l графа), а относительный показатель $\frac{(n-l)}{n}$. Кроме того, величина $u \frac{(n-l)}{n}$ является значением предела выражения (2.17) при $k \rightarrow +\infty$.

«Предельными» случаями выражения (2.17) являются следующие:

– при $l = n$, когда граф связей – полный, тогда $x^k = x^0$, то есть влияние СМИ отсутствует, так как каждый агент получает всю информацию только от членов активной сетевой структуры;

– при $l = 0$, то есть, когда связи между агентами отсутствуют, тогда влияние СМИ максимально и динамика мнений агентов будет описываться выражением (2.12).

Аналогом выражения (2.13) в рассматриваемом случае будет

$$u(x^*, x^0, T) = \frac{n}{(n-l)} \frac{x^* - x^0 (1 - \beta \frac{(n-l)}{n})^T}{1 - (1 - \beta \frac{(n-l)}{n})^T}. \quad (2.18)$$

Пример 2.18. Рассмотрим в условиях предыдущего примера два графа связей между агентами. В первом графе $l/n = 0,1$, то есть каждый агент связан только с каждым десятым членом сети, во втором графе $l/n = 0,01$, то есть каждый агент связан только с каждым сотым членом социальной сети. Графики динамики

(2.17) мнений агентов приведены на рисунке 27 (случай, соответствующий первому графу, выделен жирной линией). Для наглядности на рисунке 27 пунктирной линией приведена кривая динамики мнений в примере 2.17.

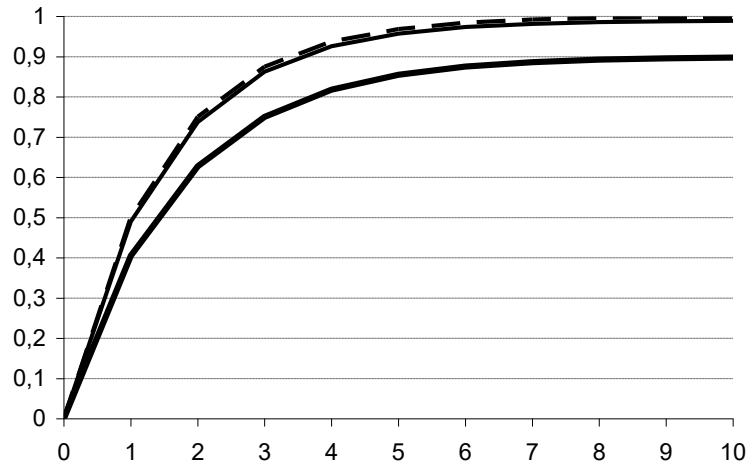


Рисунок 27 – Динамика мнений агентов в примерах 2.17-2.18

Из выражения (2.17) следует (см. в качестве иллюстрации рисунок 27), что при фиксированном размере активной сетевой структуры рост числа связей агента с другими агентами приводит к уменьшению влияния СМИ (как в терминах скорости изменений мнений агентов, так и в терминах «равновесного» мнения). И, наоборот, при фиксированной степени графа с ростом размера АСС влияние СМИ возрастает.

Если $l/n = 0,1$, то для того чтобы добиться в десятом периоде мнения $x^* = 1$, управление, в соответствии с выражением (2.18), должно равняться $u(1, 0, 10) \approx 1,114$. Если $l/n = 0,01$, то $u(1, 0, 10) \approx 1,011$, то есть, чем выше вес общественного мнения, тем меньше должно отличаться от мнения агента сообщение СМИ, обеспечивающее формирование требуемых мнений. •

В рассмотренной модели степень доверия агента сообщениям СМИ была постоянной и не зависела от того, насколько сообщения СМИ совпадают с мнением агента или ему противоречат. Условно такой случай соответствует «доверчи-

вым» агентам. Рассмотрим другой вариант – «осторожных» агентов, доверие которых к сообщениям СМИ, условно говоря, зависит от содержания этих сообщений.

«Осторожные» агенты. Для того чтобы отразить зависимость степени доверия агента сообщениям СМИ от их содержания (см. также многочисленные примеры и экспериментальные данные в литературе по социальной психологии – например, в [147]), введем описывающую эту зависимость *функцию доверия* $G(x, u)$, где x – мнение агента, u – управление (сообщение СМИ). Относительно свойств функции доверия можно предполагать следующее (далее будем пользоваться теми или иными комбинациями вводимых предположений).

Предположение А.1. Функция $G(x, u)$ принимает неотрицательные значения и достигает своего максимального значения, равного β , при $u = x$: $G(x, x) = \beta$.

Предположение А.2. Функция $G(x, u)$ принимает неотрицательные значения и достигает своего минимального значения, равного β , при $u = x$: $G(x, x) = \beta$.

Предположение А.3. Функция $G(x, u)$ зависит только от разности $(x - u)$.

Предположение А.4. Функция $G(x, u)$ монотонно убывает с ростом $|x - u|$.

Предположение А.5. Функция $G(x, u)$ монотонно возрастает с ростом $|x - u|$.

Предположение А.6. Пусть выполнены предположения А.1, А.3 и $\forall x \in \mathfrak{R}^1$ $\lim_{u \rightarrow -\infty} G(x, u) = \beta_-$, $\lim_{u \rightarrow +\infty} G(x, u) = \beta_+$, $\beta_- \leq \beta$, $\beta_+ \leq \beta$, а на полуинтервалах $(-\infty; x]$ и $[x; +\infty)$ значений u функция $G(x, u)$ имеет единственные точки минимума.

Предположение А.7. Пусть выполнены предположения А.2, А.3 и $\forall x \in \mathfrak{R}^1$ $\lim_{u \rightarrow -\infty} G(x, u) = \beta_-$, $\lim_{u \rightarrow +\infty} G(x, u) = \beta_+$, $\beta \leq \beta_-$, $\beta \leq \beta_+$, а на полуинтервалах $(-\infty; x]$ и $[x; +\infty)$ значений u функция $G(x, u)$ имеет единственные точки максимума.

Содержательно предположение А.1 (А.2) означает, что агент максимально (минимально) доверяет СМИ, сообщаящим информацию, совпадающую с его мнением. Предположение А.3 означает, что доверие к сообщению СМИ зависит только от того, насколько оно отличается от мнения агента и не зависит от их значений. Предположение А.4 (А.5) означает, что доверие к сообщению СМИ тем

выше (ниже), чем оно ближе к мнению агента. Примерами являются соответственно:

$$G(x, u) = \beta \exp(-\gamma |x - u|), \gamma > 0 \quad (2.19)$$

и

$$G(x, u) = 1 - (1 - \beta) \exp(-\gamma |x - u|), \gamma > 0. \quad (2.20)$$

Предположение А.6 означает, что:

- агент максимально доверяет СМИ, сообщаящим информацию, совпадающую с его мнением (А.1);
- при сообщениях СМИ, все более отличающихся от его мнения, агент им все менее доверяет;
- но при «экстремальных» мнениях СМИ агент начинает все больше доверять СМИ («чем чудовищнее ложь, тем быстрее в неё поверят»).

Примером при $\beta_- = \beta_+ = \beta$ является функция

$$G(x, u) = \beta [1 - (1 - \exp(-\gamma |x - u|)) \exp(-\gamma |x - u|)]. \quad (2.21)$$

Предположение А.7 означает, что:

- агент минимально доверяет СМИ, сообщаящим информацию, совпадающую с его мнением (А.2);
- при сообщениях СМИ, все более отличающихся от его мнения, агент им все больше доверяет;
- но при «экстремальных» мнениях СМИ агент начинает все меньше доверять СМИ (люди восприимчивы к выводам, не превышающим их порога приемлемого).

Примером при $\beta_- = \beta_+ = \beta$ является функция

$$G(x, u) = (1 - \beta) \exp(-\gamma |x - u|) \exp(-\gamma |x - u|) + \beta. \quad (2.22)$$

Эскизы графиков функций доверия (2.19), (2.20), (2.21) и (2.22) приведены на нижележащих рисунках.

Итак, можно условно выделить пять случаев – в качестве функций доверия можно использовать функцию, тождественно равную β – случай 1, (2.19) – случай

2, (2.20) – случай 3, (2.21) – случай 4 или (2.22) – случай 5. Содержательные интерпретации в рамках вероятностной трактовки (когда значение функции доверия интерпретируется, например, как вероятность выделить/заметить данное сообщение из общего потока сообщений) следующие.

Случай 1 (функция доверия – константа) – агент независимо от содержания реагирует на сообщение СМИ.

Случай 2 (функция доверия описывается выражением типа (2.19)) соответствует агенту-консерватору, у которого вероятность выделить сообщение будет уменьшаться с возрастанием отклонения его мнения от мнения СМИ.

Случай 3 (функция доверия описывается выражением типа (2.20)) соответствует агенту-новатору, у которого вероятность выделить сообщение будет возрастать с ростом отклонения его мнения от мнения СМИ.

Случай 4 (функция доверия описывается выражением типа (2.21)) соответствует агенту-умеренному консерватору, который выделяет и воспринимает информацию СМИ, совпадающую с его мнением, до тех пор, пока различие во мнениях не станет достаточно велико. Но при очень больших отклонениях вероятность того, что агент заметит такую информацию, растет.

Случай 5 (функция доверия описывается выражением типа (2.22)) соответствует агенту-умеренному новатору, у которого, пока отличие его мнения от мнения СМИ не слишком велико, вероятность выделить сообщение СМИ только возрастает, но при достаточно больших отклонениях, эта вероятность начинает уменьшаться.

Завершив содержательные интерпретации введенных случаев функций доверия, предположим, что управление не обязательно постоянно во времени. Обозначим: $u^{0,T-1} = (u^0, u^1, \dots, u^{T-1}) \in \mathfrak{R}^T$ – последовательность управлений, $x^{0,T} = (x^0, x^1, \dots, x^T) \in \mathfrak{R}^{T+1}$ – траекторию состояний активной сетевой структуры, $T \geq 0$, $F(x^{0,T}, u^{0,T-1})$ – критерий эффективности управления, где $F(\cdot, \cdot): \mathfrak{R}^{(T+1)T} \rightarrow \mathfrak{R}^1$ – заданная функция. Ограничения на управления пока рассматривать не будем, считая, что, если таковые существуют, то они учтены в критерии эффективности.

По аналогии с выражением (2.10), управляемая динамика состояний АСС будет описываться выражением

$$x^k = G(x^{k-1}, u^{k-1}) u^{k-1} + (1 - G(x^{k-1}, u^{k-1})) x^{k-1}, k = 1, 2, \dots \quad (2.23)$$

В общем виде задача синтеза оптимального информационного управления в однородной активной сетевой структуре может быть сформулирована как задача поиска такой последовательности управлений динамической системой (2.23), которая максимизирует критерий эффективности:

$$F(x^{0,T}, u^{0,T-1}) \rightarrow \max_{u^{0,T-1} \in \mathfrak{R}^T} \quad (2.24)$$

Задача (2.24) является задачей оптимального управления и может быть решена известными методами (см. пример 2.19 ниже), например, при аддитивном по периодам времени критерии эффективности – применением принципа оптимальности Беллмана.

Если управление постоянно, то выражение (2.23) примет вид

$$x^k = G(x^{k-1}, u) u + (1 - G(x^{k-1}, u)) x^{k-1}, k = 1, 2, \dots, \quad (2.25)$$

а задача (2.24) может быть записана как

$$F_0(x^{0,T}, u) \rightarrow \max_{u \in \mathfrak{R}^1} \quad (2.26)$$

то есть является задачей безусловной скалярной оптимизации, где $F_0(\cdot, \cdot): \mathfrak{R}^{T+1} \rightarrow \mathfrak{R}^1$ – заданный критерий эффективности в задаче с постоянным управлением.

Частным случаем задачи (2.24) является следующая постановка: пусть фиксирован вектор x^* , являющийся «целью» информационного управления и заданы затраты $C(u^{0,T-1}): \mathfrak{R}^T \rightarrow \mathfrak{R}^1$ на управление, а также ограничение $R \geq 0$ на эти затраты. Тогда задача (2.24) может быть записана в виде:

$$\begin{cases} \|x^T - x^*\| \rightarrow \min_{u^{1,T}}, \\ C(u^{0,T-1}) \leq R. \end{cases} \quad (2.27)$$

Приведем пример решения задач синтеза оптимального информационного управления, иллюстрирующий зависимость оптимального решения от свойств функции доверия.

Пример 2.19. Рассмотрим задачу (2.27). Пусть $\beta = 0,5$, $\gamma = 0,1$, $x_0 = 0$, $x^* = 1$, $T = 10$, $C(u^{0,T-1}) = \sum_{\tau=0}^{T-1} u^\tau$, $R = 5$, и в целевой функции задачи (2.27) используется квадратичная норма. Соответствующие выделенным выше пяти случаям функции доверия изображены на рисунке 28 (по горизонтали отложен $|x - u|$).

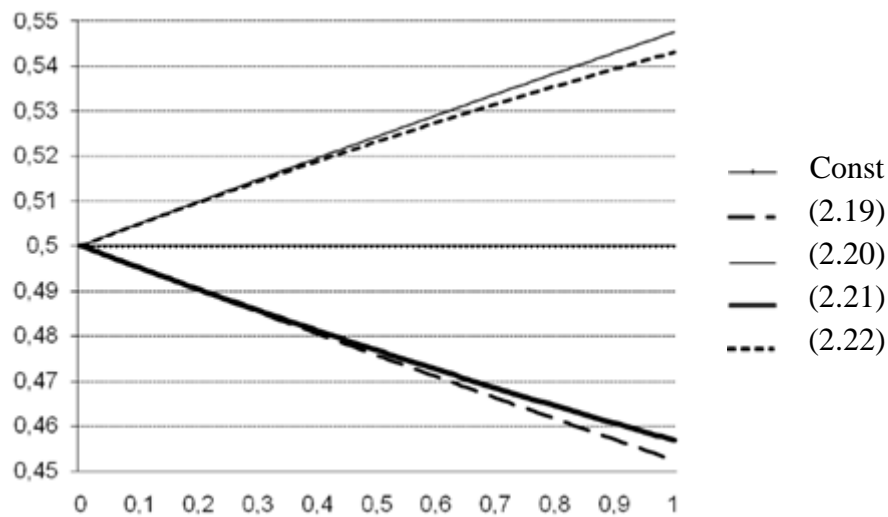


Рисунок 28 – Значения функций доверия
в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

Из рисунка 28 видно, что при малых значениях параметра γ функции доверия в рассматриваемом примере ведут себя почти линейно, а (2.19) и (2.21) ((2.20) и (2.22)) вообще слабо различимы. С ростом γ они начинают все больше различаться – на рисунке 29 приведены графики функций доверия при $\gamma = 3$.

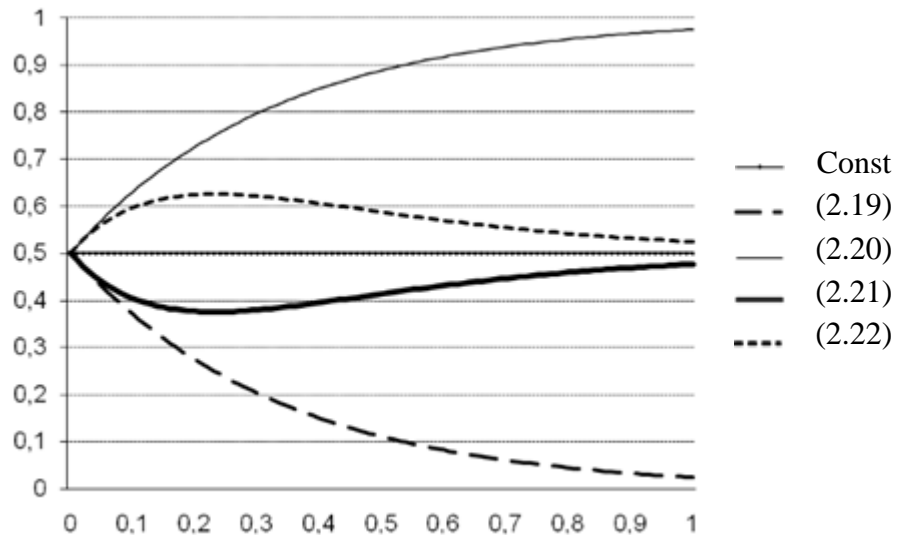


Рисунок 29 – Значения функций доверия
в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

Постоянное управление во всех случаях равно 0,5.

На рисунках 30 и 31 приведены графики динамики мнений для функций доверия (2.19), (2.20), (2.21) или (2.22) при оптимальном постоянном управлении и значениях параметра γ равном 0,1 и 3 соответственно. Ограничение на управление не позволяет добиться того, чтобы мнения агентов стали достаточно близкими к целевому значению $x^* = 1$.

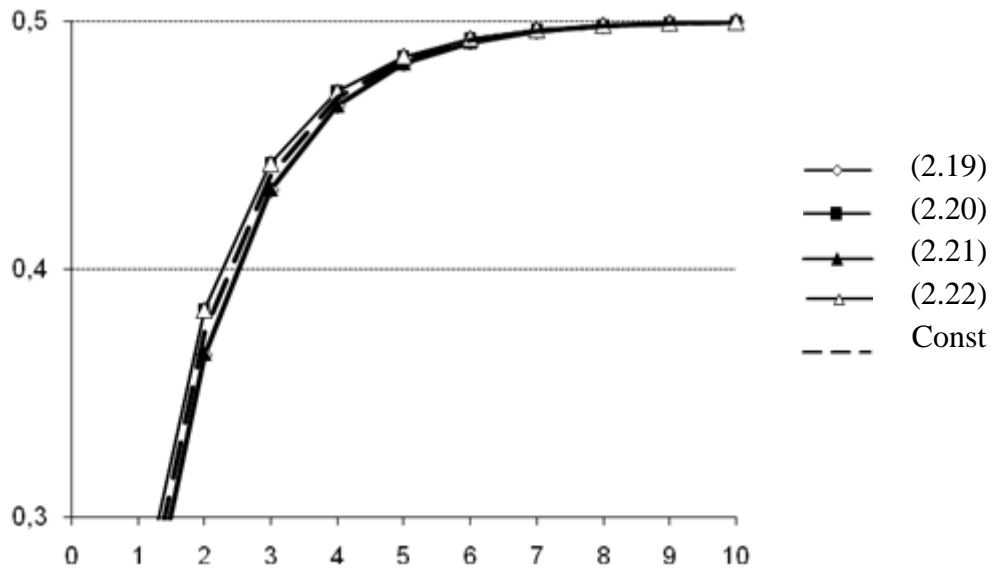


Рисунок 30 – Динамика мнений при оптимальном постоянном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

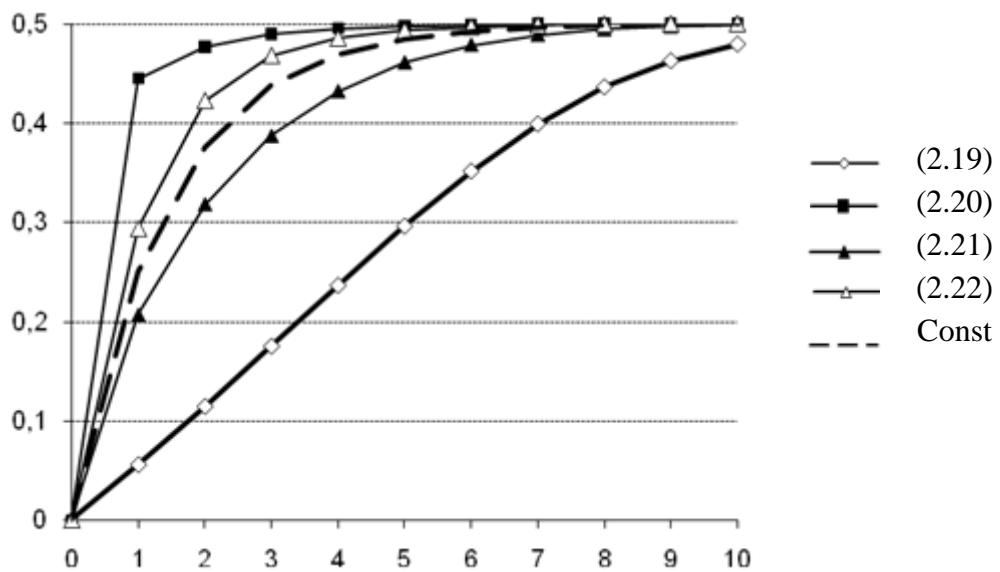


Рисунок 31 – Динамика мнений при оптимальном постоянном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

На рисунках 32 и 33 приведены графики динамики доверия для функций доверия (2.19), (2.20), (2.21) или (2.22) при оптимальном постоянном управлении и значениях параметра γ равных 0,1 и 3 соответственно.

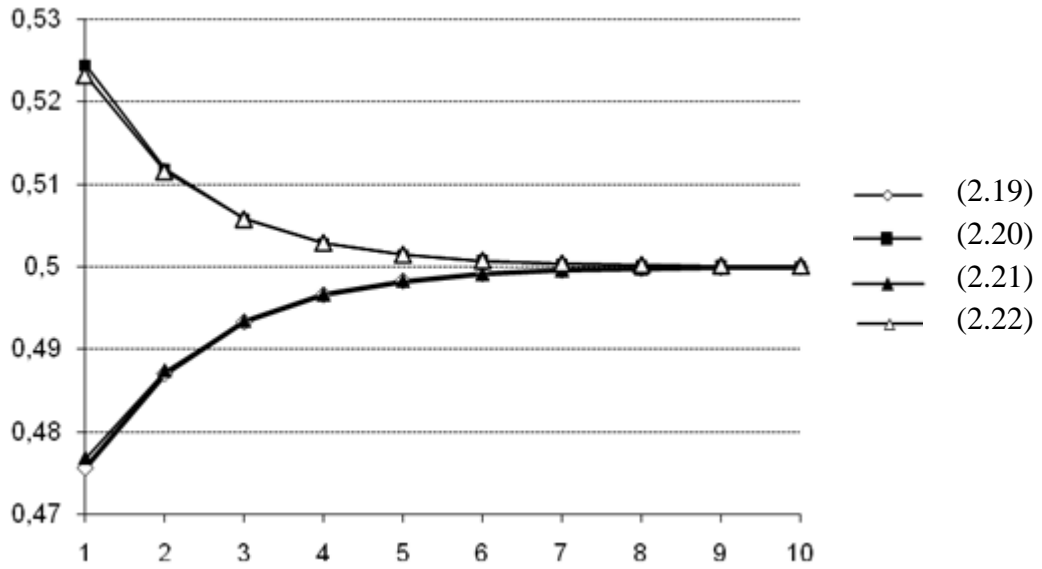


Рисунок 32 – Динамика доверия при оптимальном постоянном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

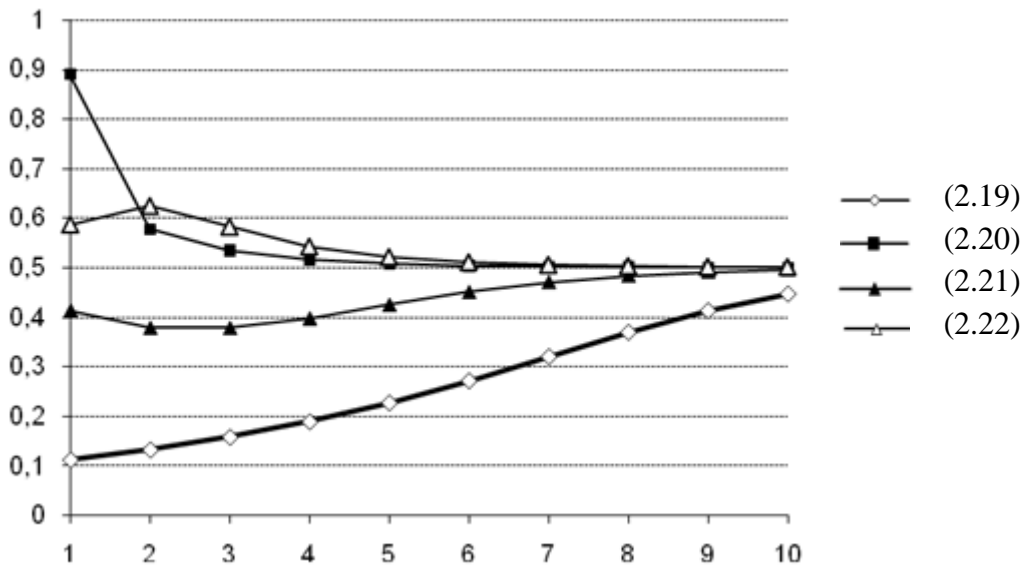


Рисунок 33 – Динамика доверия при оптимальном постоянном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

Теперь рассмотрим более сложный случай – переменное управление, то есть решим для рассматриваемого примера частный случай задачи (2.24), а именно –

задачу (2.23), (2.27), которая в данном случае является линейной дискретной задачей с квадратичным интегральным критерием на фиксированном промежутке времени.

На рисунках 34 и 35 приведены графики динамики мнений для функций доверия (2.19), (2.20), (2.21) или (2.22) при оптимальном переменном управлении и значениях параметра γ равных 0,1 и 3 соответственно.

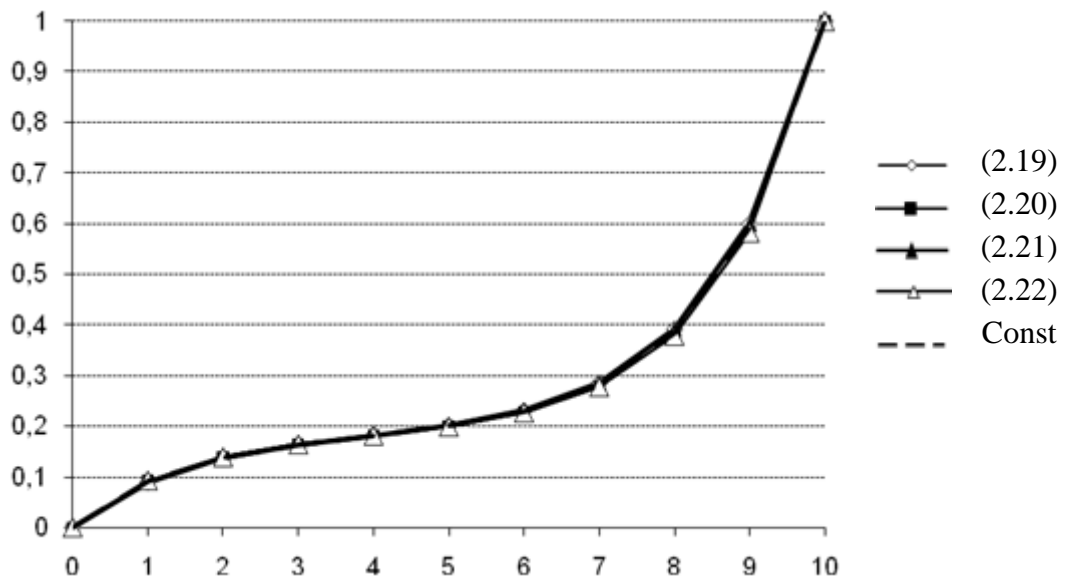


Рисунок 34 – Динамика мнений при оптимальном переменном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

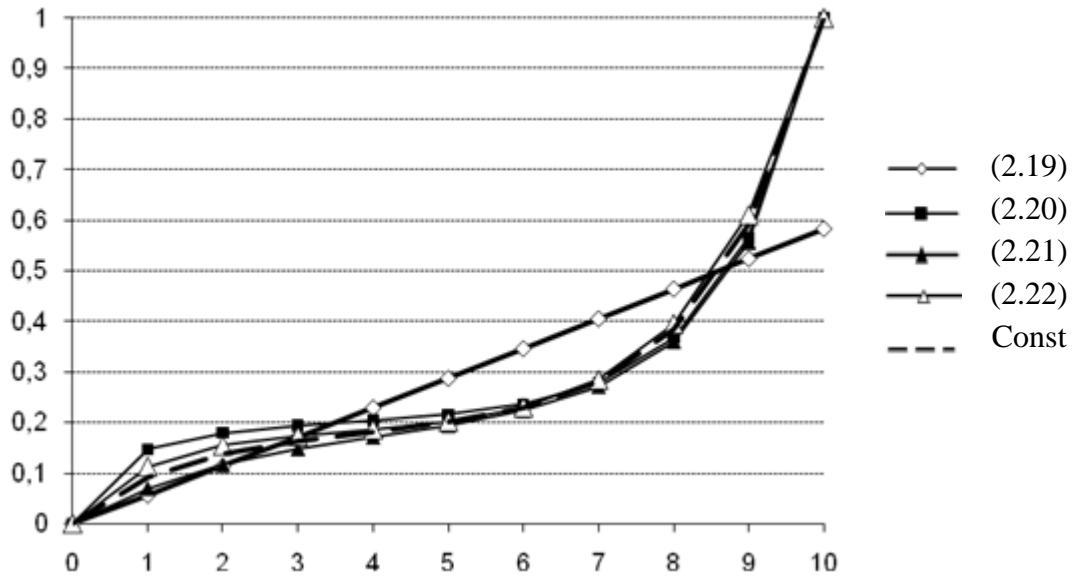


Рисунок 35 – Динамика мнений при оптимальном переменном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

На рисунках 36 и 37 приведены графики динамики доверия для функций доверия (2.19), (2.20), (2.21) или (2.22) при оптимальном переменном управлении и значениях параметра γ равных 0,1 и 3 соответственно.

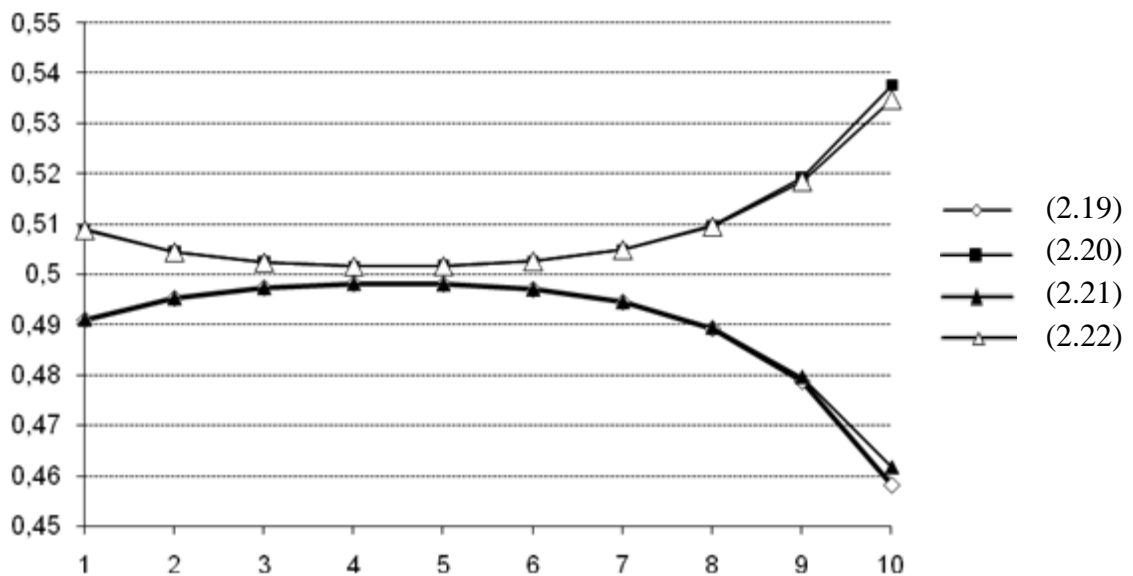


Рисунок 36 – Динамика доверия при оптимальном переменном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

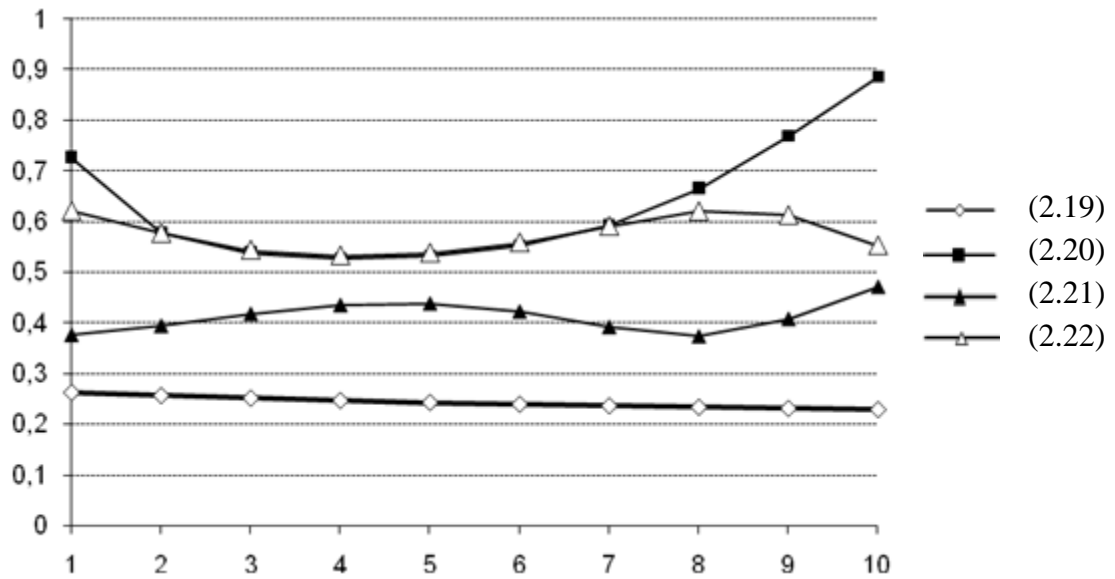


Рисунок 37 – Динамика доверия при оптимальном переменном управлении в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

Графики оптимальных зависимостей управления от времени при значениях параметра γ равных 0,1 и 3 приведены соответственно на рисунках 38 и 39.

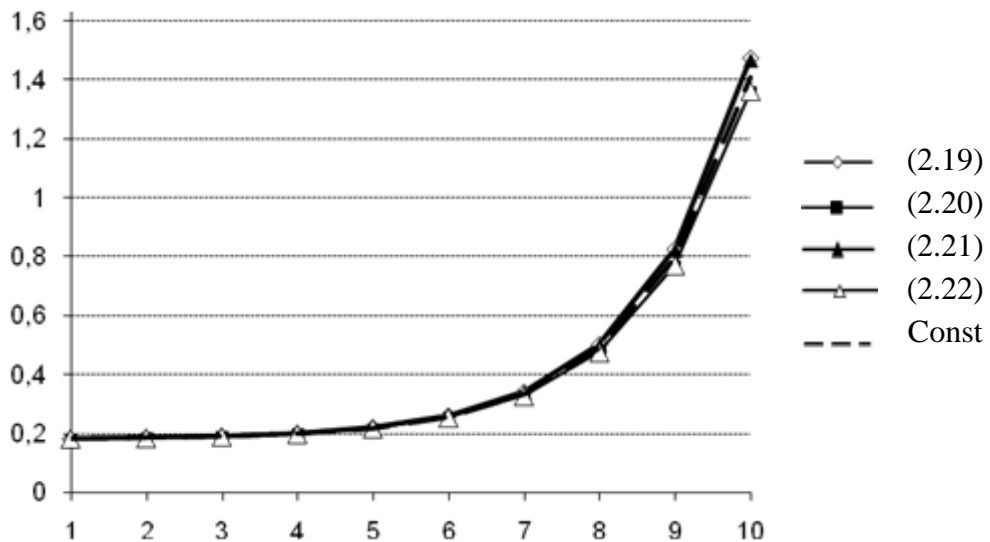


Рисунок 38 – Оптимальное переменное управление в примере 2.19 ($\gamma = 0,1$)

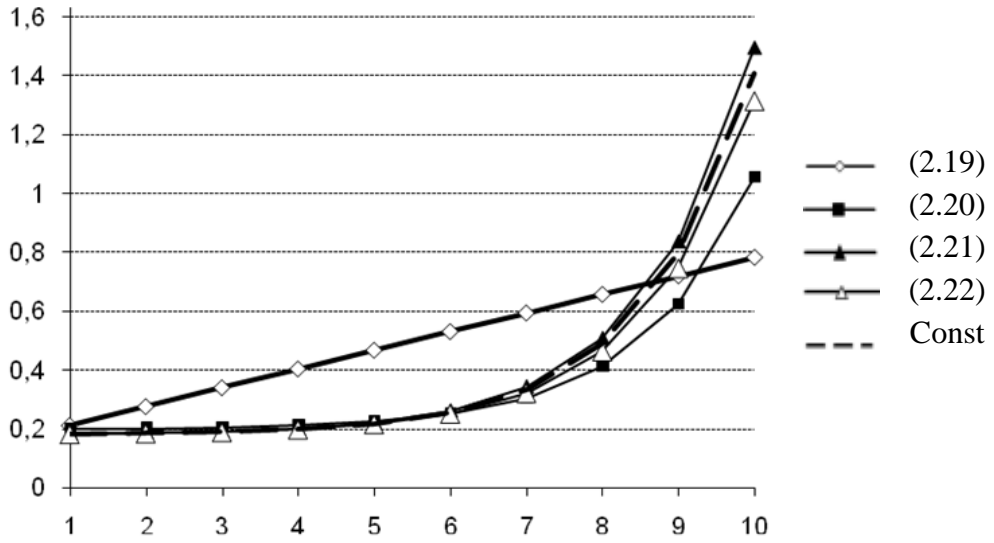


Рисунок 39 – Оптимальное переменное управление
в примере 2.19 ($\gamma = 3$)

Значения критерия эффективности (напомним, что решается задача минимизации) для рассмотренных случаев приведены в следующей таблице. •

Таблица 1 – Значения критерия эффективности

Случай	Эффективность постоянного управления		Эффективность «переменного» управления	
	$\gamma = 0,1$	$\gamma = 3$	$\gamma = 0,1$	$\gamma = 3$
1: $G(\cdot) = \beta$	0,2505	0,2505	0	0
2: $G(\cdot)$ описывается выражением (2.19)	0,2505	0,2711	0	0,1736
3: $G(\cdot)$ описывается выражением (2.20)	0,2504	0,25	0	0
4: $G(\cdot)$ описывается выражением (2.21)	0,2505	0,2515	0	0
5: $G(\cdot)$ описывается выражением (2.22)	0,2504	0,2502	0	0

Основной результат настоящего раздела на качественном уровне заключается, во-первых, в сведении задачи унифицированного информационного управления в однородных активных сетевых структурах, описываемых регулярным графом взаимодействия их членов, к задаче анализа изменений мнений одного агента под воздействием сообщений управляющего субъекта (СМИ). Во-вторых, представляется интересным рассмотрение зависимости доверия агента к сообщаемой СМИ информации не только от того, кто сообщает ему эту информацию, но и от содержания этой информации (то есть, от того, насколько она противоречит представлениям самого агента; см. рисунок 25). Введенные предположения о регулярности графа связей и одинаковости агентов позволили получить простые аналитические выражения для динамики мнений агентов и свести задачу информационного управления к простым и известным оптимизационным задачам.

В следующем разделе рассматриваются модели динамики мнений в сети с учетом еще одного компонента внутренней структуры агента – *репутации*, которая является предметом управления, демонстрируются подходы к информационному противоборству с учетом стратегической и информационной рефлексии интеллектуальных агентов АСС.

2.4. Информационное управление и репутация членов сети

Управляющий субъект может достичь своих целей, управляя репутацией членов АСС (исследуемый контур выделен на рисунке 40). В данном разделе рассматриваются две постановки задачи управления: в первой центр непосредственно воздействует на репутацию агентов влияния, а во второй учитывается зависимость репутации агентов от высказываемых ими мнений и центр, являясь участником взаимодействий (интеллектуальным агентом), может косвенно добиться изменения репутации.

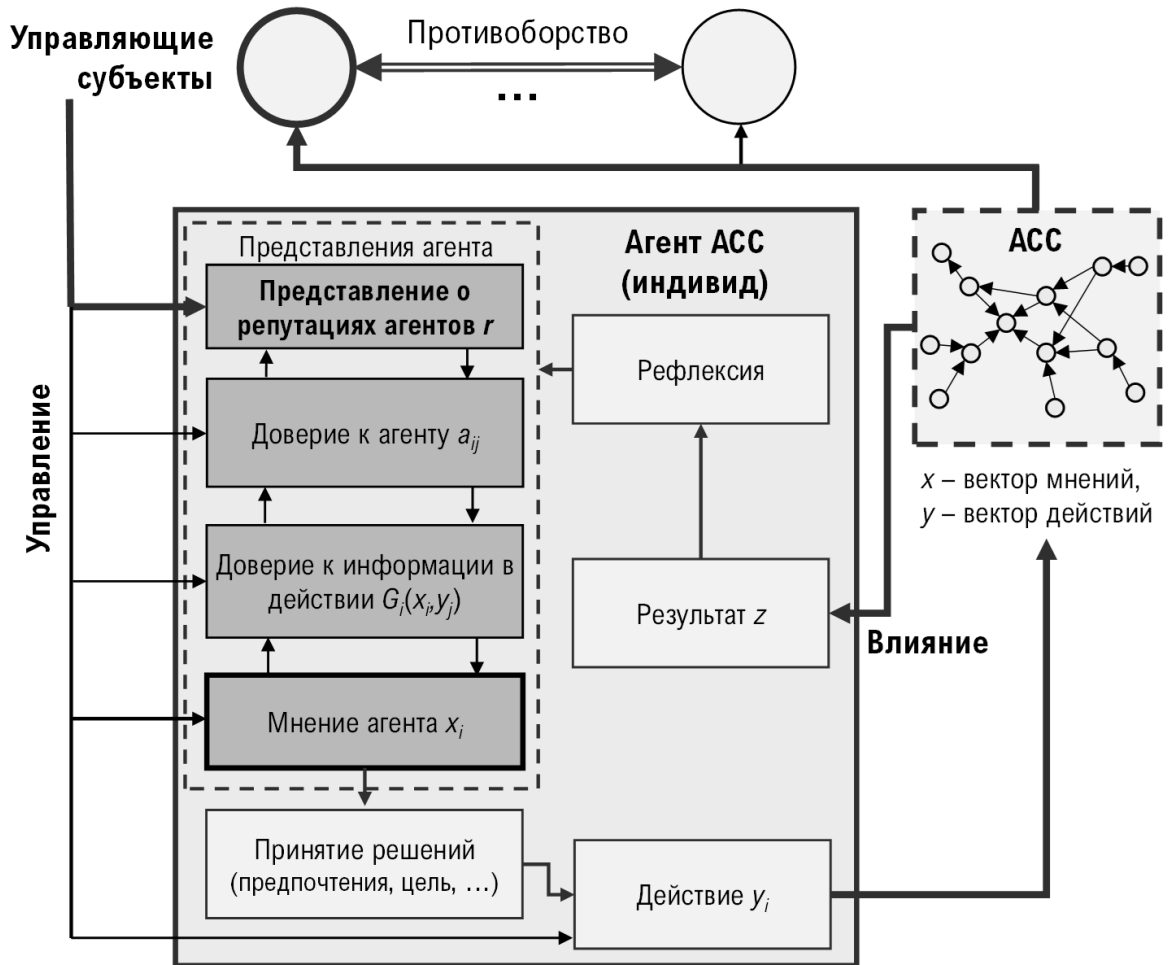


Рисунок 40 – Воздействие на репутацию агентов

Репутация. Возможности влияния одних членов социальной сети на других ее членов существенно зависят от репутации первых. *Репутация* – «создавшееся общее мнение о достоинствах или недостатках кого-либо, чего-либо, общественная оценка» [196, с. 431]. Репутацию можно рассматривать, во-первых, как ожидаемую (другими агентами) норму деятельности агента – какого поведения от него ожидают остальные [117]. Во-вторых, как «весомость» мнения агента, определяемую предшествующей оправдываемостью его суждений и/или эффективностью его деятельности. Репутация оправдывается и, как правило, возрастает, если выбор агента (его суждения, действия и т. п.) совпадает с тем, чего от него ожидают остальные и/или с тем, что остальные впоследствии считают нормой (например, эффективной деятельностью). Репутация может и снижаться, напри-

мер, при нарушении субъектом принятых в сообществе норм поведения, при принятии неэффективных решений и т. д. Репутация может быть как индивидуальной, так и коллективной. Обзор моделей индивидуальной и коллективной репутации приведен в [117].

Пусть $r_i \geq 0$ – параметр, описывающий репутацию i -го агента. Вектор репутаций $r = (r_1, r_2, \dots, r_n)$, если не говорено особо, будем считать общим знанием среди агентов. Потребуем, чтобы в сети всегда существовал агент с ненулевой репутацией. Также будем считать, что сеть представляет собой полный граф, следовательно, в силу приведенных выше результатов (см. раздел 2.1), результирующее мнение будет единым для всех агентов, входящих в рассматриваемую активную сетевую структуру.

Определим степень доверия i -го агента j -му агенту как

$$\alpha_{ij} = \frac{r_j}{\sum_{k \in N} r_k}, i, j \in N, \quad (2.28)$$

то есть будем считать, что степень влияния каждого агента не зависит явным образом от объектов влияния и пропорциональна его относительной репутации. В соответствии с выражением (2.28) агент i тем более подвержен влиянию со стороны агента j , чем ниже репутация первого, чем выше репутация второго и чем ниже репутация других членов активной сетевой структуры.

Отметим, что при определении степени доверия в виде (2.28), условие нормировки (2.1) всегда выполнено. Обозначим через $R = \sum_{k \in N} r_k$ суммарную («коллективную») репутацию членов сети.

Тогда линейную динамику мнений агентов можно записать в виде:

$$x_i^{\tau} = \frac{1}{R} \sum_{j \in N} r_j x_j^{\tau-1}, i \in N, \quad (2.29)$$

а итоговое мнение агентов будет:

$$X = \frac{1}{R} (r \cdot x^0), \quad (2.30)$$

то есть скалярное (одинаковое для всех агентов) итоговое мнение агентов X (которое сформируется за один шаг, т.к. правая часть выражения (2.29) не зависит от

i), будет определяться скалярным произведением вектора репутаций r и вектора начальных мнений агентов x^0 и нормироваться на суммарную репутацию [108].

Управление репутацией. Рассмотрим сначала ситуацию, когда центр является внешним субъектом. Предположим, что существует множество $M \subseteq N$ агентов влияния, на репутацию которых может оказывать влияние управляющий орган – центр.

Пусть начальные мнения всех агентов, а также репутации всех агентов, кроме агентов влияния, фиксированы. Пусть также известны: затраты центра $c_j(r_j)$ на создание репутации r_j j -го агента влияния, $j \in M$ ($|M|=m$), и зависимость выигрыша центра $H(X)$ от итогового мнения агентов X . Обозначим $r_M = (r_j)_{j \in M}$ – вектор репутаций агентов влияния, $C_0(r_M) = \sum_{j \in M} c_j(r_j)$ – суммарные затраты центра.

В соответствии с результатами предыдущего раздела, итоговое мнение членов активной сетевой структуры зависит от их начальных мнений и репутаций следующим образом:

$$X(r_M) = \frac{1}{\sum_{i \in N \setminus M} r_i x_i^0 + \sum_{j \in M} r_j} [\sum_{i \in N \setminus M} r_i x_i^0 + \sum_{j \in M} r_j x_j^0].$$

Предположим, что ограничения на репутацию отсутствуют. Тогда, считая, что целевая функция центра

$$\Phi(r_M) = H(X(r_M)) - C_0(r_M)$$

представляет собой разность между выигрышем и затратами, получим, что *задача управления репутацией* может быть записана в виде следующей стандартной оптимизационной задачи:

$$H\left(\frac{\sum_{i \in N \setminus M} r_i x_i^0 + \sum_{j \in M} r_j x_j^0}{\sum_{i \in N \setminus M} r_i + \sum_{j \in M} r_j}\right) - \sum_{j \in M} c_j(r_j) \rightarrow \max_{r_M \geq 0}$$

Перейдем теперь к рассмотрению более сложной ситуации, в которой центр является участником сети (интеллектуальным агентом), его сообщения влияют на его репутацию и тем самым могут помочь в достижении его долгосрочных целей.

Манипулирование мнениями членов активной сетевой структуры.

Простейшей моделью *информационного управления* (манипулирования мнениями членов АСС³) является следующая. Пусть некоторый агент (без потери общности здесь и далее будем считать, что это агент с номером один, имеющий $r_1 > 0$) заинтересован в том, чтобы итоговое мнение агентов было равно X_* . При заданном векторе репутаций и фиксированных мнениях остальных агентов для этого, в силу (2.30), ему достаточно сообщить

$$s_1 = \frac{1}{r_1} [RX_* - \sum_{k>1} r_k x_k^0]. \quad (2.31)$$

Из условия неотрицательности начальных мнений (в том числе, и $x_1^0 \geq 0$) можно найти нижнюю границу «диапазона манипулирования» первого агента (любого большего значения при неограниченных сверху своих сообщениях и ненулевой репутации он всегда может добиться):

$$X_* \geq \frac{1}{R} \sum_{k>1} r_k x_k^0. \quad (2.32)$$

Из выражения (2.32) следует, что, *чем выше репутация агента, осуществляющего манипулирование, тем больше его возможности по влиянию на итоговое мнение агентов в активной сетевой структуре.*

В общем случае манипулировать итоговым мнением могут все агенты (если предположить, что любой из агентов может сообщать другим мнение, отличное от его истинного мнения). В результате получим модель линейной (см. выражение (2.30)) *активной экспертизы*⁴, хорошо известную в литературе (см., например, [171]).

Исследуем теперь возможности манипулирования со стороны первого агента в зависимости от его репутации. Предположим, что значение начального мнения, которое может сообщать первый агент, ограничено снизу величиной $x_1^{\min} >$

³ Под манипулированием будем понимать целенаправленное формирование мнений участников АСС, то есть – информационное управление. При этом не предполагается негативная окраска этого термина, т. е. будем считать манипулирование этически нейтральным. Вопрос об этико-психологических аспектах манипулирования подробно рассмотрен в [116]. Второе (близкое) значение термина «манипулирование» – искажение агентом сообщаемой кому-либо информации (см. также ниже).

⁴ Обмен мнениями между членами АСС с формированием некоторого итогового «коллективного» мнения можно интерпретировать как экспертизу.

0. Тогда из (2.30) получаем оценку репутации первого агента, минимально необходимой для обеспечения равновесия X_* при ограничении x_1^{\min} на свои сообщения:

$$r_1 = \frac{\sum_{j>1} r_j (x_j^0 - X_*)}{X_* - x_1^{\min}}. \quad (2.33)$$

Из выражения (2.33) следует, что *чем выше репутации других агентов, тем жестче требования к репутации манипулирующего агента.*

В реальных активных сетевых структурах агенты зачастую могут сообщать свои мнения в достаточно широком диапазоне. Однако самостоятельно выбирать непосредственно свою репутацию они, как правило, не могут, так как последняя в существенной степени зависит от предыстории взаимодействия агентов.

На качественном уровне идея дальнейших рассмотрений заключается в следующем. Если некоторый агент хочет осуществлять манипулирование мнениями членов активной сетевой структуры, то для этого он должен иметь достаточную репутацию. Поэтому необходимо рассмотрение сценария, при котором этот агент сначала предпринимает действия по увеличению своей репутации, а затем использует ее для достижения своих целей – эффективного манипулирования. Следовательно, возникает задача описания, во-первых, динамики репутации и, во-вторых – процессов целенаправленного ее формирования.

Динамика репутации. Для моделирования динамики репутации агентов предположим, что описанное выше их взаимодействие повторяется последовательно (при различных «начальных условиях») конечное число раз. Содержательно – агенты могут последовательно обсуждать ряд интересующих их вопросов, причем репутация каждого агента в общем случае зависит от всей предшествующей «истории» обсуждений.

Предположим, что члены активной сетевой структуры последовательно рассматривают T вопросов (имеются T последовательных периодов времени – в каждый период времени «обсуждается» соответствующий вопрос), по каждому из которых у каждого из агентов имеется свое начальное мнение x_i^τ , $i \in N$, $\tau = \overline{1, T}$.

Начальные репутации агентов обозначим r_i^1 , $i \in N$. Будем считать, что общим знанием среди агентов являются репутации (начальные и текущие – для соответствующего момента времени, а также история изменения репутаций), начальные и результирующие мнения всех агентов для текущего и всех прошлых периодов⁵.

Обозначим R^τ – суммарную репутацию агентов в начале периода τ , X^τ – результирующее мнение агентов к концу периода τ (из (2.30) следует, что это мнение будет одинаковым для всех агентов).

Итак, вопросы, рассматриваемые агентами, независимы, и результирующие мнения будут определяться

$$X^\tau = \frac{1}{R^\tau} r^\tau x^\tau, \quad (2.34)$$

где $r^\tau = (r_1^\tau, \dots, r_n^\tau)$, $x^\tau = (x_1^\tau, \dots, x_n^\tau)$ – соответственно, вектора репутаций и начальных мнений агентов в начале периода времени τ , $\tau = \overline{1, T}$.

Для описания всей траектории изменения мнений и репутаций агентов необходимо доопределить, как изменяется репутация каждого из агентов в каждом периоде времени. Будем считать, что репутация является «кумулятивной» характеристикой (забывание отсутствует), и репутация любого агента в начале любого периода равна репутации данного агента в конце предыдущего периода времени.

Содержательно обсуждаемые агентами вопросы принадлежат примерно одной тематике, так, что агент, имеющий высокую репутацию по одному вопросу (по результатам обсуждения этого вопроса), будет иметь эту же репутацию при начале обсуждения следующего вопроса.

В общем случае можно предположить, что репутация i -го агента в момент времени τ определяется начальными и результирующими мнениями всех агентов (пока считаем, что каждый из них ведет себя честно и сообщает достоверную информацию) и их репутациями во всех предшествующих периодах:

⁵ Условно можно считать, что социальная сеть функционирует в двух временах – «быстром» (в котором сходятся мнения членов социальной сети по фиксированному вопросу) и «медленном» (в котором члены социальной сети последовательно рассматривают различные вопросы).

$$r_i^\tau = F_i(r^1, \dots, r^{\tau-1}, x^1, \dots, x^{\tau-1}, X^1, \dots, X^{\tau-1}), i \in N, \tau = \overline{2, T}, \quad (2.35)$$

причем, наверное, логично предположить, как минимум, что функция $F_i(\cdot)$ монотонно убывает по разности $|x_i^{\tau-1} - X^{\tau-1}|$ и возрастает по предыдущим значениям репутации данного агента. В качестве частного можно использовать, например, следующий закон изменения репутации:

$$r_i^\tau = \frac{r_i^{\tau-1}}{\gamma + \beta |x_i^{\tau-1} - X^{\tau-1}|}, i \in N, \tau = \overline{2, T}, \quad (2.36)$$

где $\gamma \in (0; 1]$, $\beta > 0$ – заданные константы. В соответствии с выражением (2.36) репутация агента в начале некоторого периода времени зависит только от его репутации в предыдущем периоде, а также того, насколько его начальное мнение в предыдущем периоде оказалось отличным от результирующего мнения всех агентов к концу этого периода. Другими словами, репутация агента возрастает (уменьшается), причем скорость изменения определяется константами γ и β , если итоговое мнение всех агентов оказывается близким к (сильно отличается от) его мнению(я).

Закон (2.36) изменения репутации является одним из множества возможных. Нередко используют логистический закон изменения репутации (см. [117]) и др. – в каждом конкретном случае необходимо решать задачу идентификации – поиска тех зависимостей, которые наилучшим образом приближают или объясняют наблюдаемые или прогнозируемые эффекты.

Описав информационное влияние и динамику репутации, перейдем к постановке и решению для рассматриваемой модели задачи управления.

Задача информационного управления. Имея уравнения (2.34) и (2.35), описывающих соответственно динамику мнений агентов в зависимости от репутации и динамику репутации в зависимости от динамики мнений, можно ставить и решать задачу *управления* – воздействия на агентов активной сетевой структуры с целью формирования требуемых их мнений.

Ограничимся случаем манипулирования со стороны одного (первого) агента, целью которого является такое *манипулирование* своими начальными мнения-

ми по каждому из вопросов, чтобы (с учетом соответствующей динамики его репутации) добиться определенного результирующего мнения всех членов активной сетевой структуры по последнему вопросу.

Итак, имеем динамическую систему (2.34)-(2.35). Требуется найти последовательность сообщаемых другим агентам начальных мнений первого агента $s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^T$ (манипулирование как раз и заключается в возможности сообщения им $s_1^t \neq x_1^t$), удовлетворяющую ограничениям

В общем случае сформулированная задача является задачей динамического программирования (при наложении соответствующих ограничений на свойства функций и допустимых множеств) и в каждом конкретном случае может быть решена численно.

Рассмотрим следующую *эвристику* поведения первого агента. Напомним, что выше было показано, что, чем выше репутация агента, осуществляющего манипулирование, тем при фиксированных репутациях остальных агентов больше его возможности по влиянию на итоговое мнение агентов в активной сетевой структуре. Значит, можно предполагать, что к началу последнего периода первому агенту желательно иметь максимально возможную репутацию. Если функция $F_1(\cdot)$ удовлетворяет введенному выше условию монотонности и такова, что репутация первого агента на текущем шаге зависит только от его репутации на предыдущем шаге, его начального мнения на предыдущем шаге и от результирующего мнения на предыдущем шаге (обозначим это предположение (*)), то рассмотрим следующее решение задачи информационного управления – первому агенту следует на каждом шаге (независимо от других шагов), кроме последнего шага, выбирать такое значение своего начального мнения на этом шаге, чтобы к его завершению максимизировать свою репутацию. На последнем шаге (при сложившейся и фиксированной в рамках этого шага его репутации) первому агенту следует выбирать свое начальное мнение с целью минимизации $F(|X^T - X_*^T|)$, причем значение X^T будет зависеть только от его начального мнения s_1^T на шаге T .

Формально, первый агент должен решить задачу, состоящую из $T - 1$ независимой задачи максимизации репутации и одной задачи выбора своего начального мнения на последнем шаге:

$$\left| s_1^\tau - \frac{1}{R^\tau} [r_1^\tau s_1^\tau + \sum_{j>1} r_j^\tau x_j^\tau] \right| \rightarrow \min_{s_1^\tau \geq x_1^{\tau \min}}, \tau = \overline{1, T - 1}, \quad (2.37)$$

$$\frac{1}{R^T} [r_1^T s_1^T + \sum_{j>1} r_j^T x_j^T] \rightarrow \min_{s_1^T \geq x_1^{T \min}}. \quad (2.38)$$

При отсутствии ограничений на сообщаемые первым агентом начальные мнения решение задачи (2.37) имеет вид:

$$s_1^\tau = \frac{\sum_{j>1} r_j^\tau x_j^\tau}{\sum_{j>1} r_j^\tau}, \tau = \overline{1, T - 1}, \quad (2.39)$$

то есть для максимизации своей репутации ему всегда следует высказывать «средневзвешенное» (с учетом репутаций) мнение остального коллектива. Образно говоря, выражение (2.39) иллюстрирует принцип «всегда говори то же, что и большинство – сойдешь за умного»⁶.

Итак, на первых $T - 1$ шагах манипулирующий агент максимизирует свою репутацию, а на последнем шаге использует ее для достижения целей информационного управления. Подчеркнем, что такое поведение, хотя и выглядит рациональным с точки зрения здравого смысла, является только эвристикой, то есть не дает точного решения задачи информационного управления. Причина заключается в том, что в суммарной репутации R^T агентов в периоде T (см. выражение (2.38)) фигурирует сумма репутаций всех агентов, а, выбирая в каждом периоде свои действия в соответствии с принципом (2.37), в рамках предположения (*) первый агент, не учитывая этого, влияет на репутацию других агентов (см. также пример в разделе 3.1). Избежать этого, превратив эвристическое решение в точное, можно определив, вместо (2.28), влияние и репутацию таким образом, чтобы

⁶ Точнее говоря, выражение (2.39) все-таки подразумевает прогнозирование результатов обмена мнениями.

суммарная репутация была постоянна⁷ или обосновав тем или иным образом *гипотезу слабого влияния* [171].

Нечеткая модель активной сетевой структуры. Описанную выше (в настоящем параграфе и разделе 2.1) модель АСС, отражающую информационное влияние агентов, их репутацию и динамику их мнений, можно условно назвать базовой моделью активной сетевой структуры. Обобщим ее на нечеткий случай.

Достаточно простое выражение (2.30), описывающее зависимость итогового мнения членов активной сетевой структуры от их начальных мнений и репутаций, дает возможность получить аналогичное выражение и для случая, когда репутации и начальные мнения агентов являются нечеткими, то есть для *нечеткой модели активной сетевой структуры*.

Предположим, что нечеткое начальное мнение i -го агента описывается функцией принадлежности $v_i(x_i): [0; +\infty) \rightarrow [0; 1]$, $i \in N$. Репутации агентов также будем считать нечеткими и описываемыми функциями принадлежности $\mu_i(r_i): [0; +\infty) \rightarrow [0; 1]$, $i \in N$.

В соответствии с принципом обобщения [180] можно записать следующее выражение для функции принадлежности нечеткого итогового мнения членов активной сетевой структуры:

$$\mu(X) = \max_{i \in N} \min \{ \min [\mu_i(r_i); v_i(x_i)] \}.$$

Произведенный переход от базовой к нечеткой модели активной сетевой структуры, естественно, удовлетворяет принципу соответствия: при «предельном переходе» (когда репутации и начальные мнения агентов являются четкими) приведенное выше выражение для $\mu(X)$ дает тот же результат, что и выражение (2.29).

Пример 2.20. Пусть имеются два агента, чьи репутации являются четкими, а нечеткие начальные мнения определены на бинарном носителе – множестве $\{0; 1\}$ и имеют вид: $v_1(0) = 1 - p$, $v_1(1) = p$, $v_2(0) = 1 - q$, $v_2(1) = q$, где $p, q \in [0; 1]$.

⁷ Произведя нормировку индивидуальной репутации на суммарную, получим марковскую модель, в которой вероятности стационарных состояний (принятия коллективом агентов решения, совпадающего с мнением одного из агентов) будут определяться относительными репутациями соответствующих агентов.

Получим:

$$\mu(X) = \max \min [v_1(x_1); v_2(x_2)].$$

Итак, итоговое мнение является нечеткой величиной \tilde{X} с конечным носителем $\{0; \frac{r_2}{r_1+r_2}; \frac{r_1}{r_1+r_2}; 1\}$ и функцией принадлежности, принимающей, соответственно, значения:

$$(\min [(1-p); (1-q)]; \min [(1-p); q]; \min [p; (1-q)]; \min [p; q]).$$

Если $p = 1/3$, $q = 1/4$, $r_1 = 1$; $r_2 = 2$, то нечеткое итоговое мнение членов активной сетевой структуры будет равно $\{0|2/3; 1/3|1/3; 2/3|1/4; 1|1/4\}$ – см. рисунок 41, на котором значения функции принадлежности выделены жирным шрифтом. •



Рисунок 41 – Начальные и итоговые мнения агентов в примере 2.20

Рассмотренный пример иллюстрирует такое свойство нечеткой модели активной сетевой структуры, что, даже при одинаковых носителях нечетких начальных мнений агентов, носитель их нечеткого итогового мнения может отличаться от носителя начальных мнений. Это свойство, даже в случае конечного числа попарно различных возможных начальных мнений агентов, существенно с точки зрения возможности решения задач информационного управления. •

Информационное противоборство. Предположим, что часть агентов имеет возможность осуществлять манипулирование, выбирая из заданного множества на каждом (или в более общем случае – заранее оговоренном) шаге значения сообщаемых другим агентам своих мнений, естественно, учитывая не только влияния этих сообщений на итоговые мнения, но и принимая во внимание влияние этих сообщений на репутацию. Предпочтения манипулирующих агентов определены на множестве последовательностей итоговых мнений активной сетевой структуры по рассматриваемым вопросам. Требуется найти решение игры манипулирующих агентов – множества их равновесных (в том или ином смысле) действий. Используемая концепция равновесия определяется как содержательными соображениями, так и последовательностью и объемом получаемой агентами информации – можно рассматривать повторяющиеся, в развернутой форме, кооперативные и другие игры на активных сетевых структурах.

Пример 2.21. Рассмотрим пример взаимодействия трех агентов ($n = 3$) в течение двух периодов ($T = 2$). Начальные мнения агентов: $x_1^1 = 1$, $x_2^1 = 2$, $x_3^1 = 3$, $x_1^2 = 4$, $x_2^2 = 5$, $x_3^2 = 6$, $x_i^{t\min} = 0.5$, $i = 1, 2, 3$, $\tau = 1, 2$, начальные репутации агентов одинаковы и равны единице ($r_1^1 = 1, r_2^1 = 1, r_3^1 = 1$), репутация меняется в соответствии с законом (2.36), в котором $\gamma = 1/2$, $\beta = 1$.

Сначала найдем результирующие мнения и репутации в отсутствии манипулирования (когда все агенты сообщают достоверную информацию). Суммарная репутация в первом периоде $R^1 = 3$. В соответствии с выражением (2.30) вычисляем $X^1 = 2$. В соответствии с выражением (2.36) находим репутации агентов во втором периоде: $r_1^2 = 2/3$, $r_2^2 = 2$, $r_3^2 = 2/3$. Опять же в соответствии с выражением (2.30) вычисляем итоговое мнение агентов в конце второго периода: $X^2 = 5$.

Предположим теперь, что первый агент осуществляет манипулирование с целью максимально приблизить результирующее мнение во втором периоде к своему мнению, то есть $X_*^2 = x_1^2$ (содержательная интерпретация такой целевой функции такая же, как и в моделях активной экспертизы [171]). Для этого он дол-

жен выбрать два числа: $s_1^1, s_1^2 \geq x_1^{\min} = 0.5$, минимизирующие (см. выражение (2.38)), следующую целевую функцию:

$$F(|X^T - X_*^T|) = \left| \frac{1}{R^2} [r_1^2 s_1^2 + r_2^2 x_2^2 + r_3^2 x_3^2] - X_*^T \right|. \quad (2.40)$$

Из выражения (2.30) имеем: $X^1(s_1^1) = (s_1^1 + 5) / 3$. Подставляя выражение (2.36), найдем зависимость репутаций агентов во втором периоде от действий первого агента в первом периоде:

$$r_1^2(s_1^1) = \frac{6}{3+2|2s_1^1-5|}, r_2^2(s_1^1) = \frac{6}{3+2|1-s_1^1|}, r_3^2(s_1^1) = \frac{6}{3+2|4-s_1^1|}.$$

Задача (2.40) окончательно примет вид:

$$\left| \frac{r_1^2(s_1^1)s_1^2 + 5r_2^2(s_1^1) + 6r_3^2(s_1^1)}{r_1^2(s_1^1) + r_2^2(s_1^1) + r_3^2(s_1^1)} - 4 \right| \rightarrow \min_{s_1^1 \geq 1/2, s_1^2 \geq 1/2}. \quad (2.41)$$

Решение этой задачи – $s_1^1 = 2.5, s_1^2 = 2.5$ (репутации агентов во втором периоде равны: $r_1^2 = 2, r_2^2 = 1, r_3^2 = 1$). При этом целевая функция (2.41) принимает значение 0, то есть цель управления полностью достижима при заданных ограничениях ($X^2 = 4 = 4 = X_*^2$). Отметим, что в рассмотренном примере эвристический алгоритм дает оптимальное решение.

Предположим теперь, что первый агент осуществляет манипулирование с целью максимально приблизить результирующее мнение в первом периоде к своему мнению, то есть $X_*^1 = x_1^1$, а второй агент осуществляет манипулирование с целью максимально приблизить результирующее мнение к своему мнению во втором периоде ($X_*^2 = x_2^2$). Тогда $X^1(s_1^1, s_2^1) = (s_1^1 + s_2^1 + 3) / 3$. Найдем зависимость репутаций агентов во втором периоде от действий первого и второго агента в первом периоде:

$$r_1^2(s_1^1, s_2^1) = \frac{6}{3+2|2s_1^1-s_2^1-3|}, r_2^2(s_1^1, s_2^1) = \frac{6}{3+2|2s_2^1-s_1^1-3|}, r_3^2(s_1^1, s_2^1) = \frac{6}{3+2|6-s_1^1-s_2^1|}.$$

Первый агент должен выбрать s_1^1 и минимизировать свою целевую функцию: $F(X^1 - x_1^1) = \left| \frac{1}{3} [s_1^1 + s_2^1 + 3] - 1 \right| = \left| \frac{1}{3} [s_1^1 + s_2^1] \right|$ при заданных ограничениях на мнения. Очевидно, что независимо от действий второго игрока минимум достигается при $s_1^1 = 0.5$.

Второй игрок в первом периоде выбирает s_2^1 для максимизации своей репутации. Для этого ему необходимо минимизировать (при заданных ограничениях на мнения): $|s_2^1 - \frac{1}{3} [s_1^1 + s_2^1 + 3]|$. Т.е. $s_2^1 = 1.75 = X^1$ (следовательно, первый агент не полностью достиг своей цели $1.75 - 1.0 = 0,75$). Репутации агентов во втором периоде равны: $r_1^2 = 4 / 7$, $r_2^2 = 2$, $r_3^2 = 4 / 7$.

Во втором периоде второй игрок должен выбрать s_2^2 и минимизировать свою целевую функцию:

$$F(X^2 - x_2^2) = \left| \frac{4r_1^2(s_1^1, s_2^1) + s_2^2 r_2^2(s_1^1, s_2^1) + 6r_3^2(s_1^1, s_2^1)}{r_1^2(s_1^1, s_2^1) + r_2^2(s_1^1, s_2^1) + r_3^2(s_1^1, s_2^1)} - 5 \right|$$

при заданных ограничениях на мнения. Откуда $s_2^2 = 5$ при полном достижении цели вторым агентом. •

Аналогично можно рассматривать и другие игры с фиксированной последовательностью ходов.

Рефлексия агентов. Выше предполагалось, что такие параметры активной сетевой структуры, как начальные мнения каждого из агентов по каждому из вопросов, репутации агентов, законы формирования результирующего мнения и динамики репутации являются общим знанием среди агентов. Однако на практике это не всегда так – например, в больших активных сетевых структурах агенты могут не знать всего множества членов сети, представления агентов о мнениях и/или репутации друг друга могут быть неполными и/или различающимися. Для адекватного отражения подобных ситуаций целесообразно рассматривать неопределенность (неполную информированность) и/или нетривиальную взаимную информированность агентов. Неопределенность в задачах информационного управления в активных сетевых структурах может вводиться по аналогии с тем, как это делается в других моделях принятия решений и теоретико-игровых моделях (см., например, [164]). Поэтому рассмотрим кратко аспекты рефлексии агентов.

Наряду с *информационной рефлексией*, основанной на асимметричной информированности агентов, интерес представляет более традиционная для теоретико-игровых моделей *стратегическая рефлексия* – процесс и результат размыш-

ления агентов о том, какое действие выберут оппоненты. Однако здесь необходимо сделать важное замечание: в рамках данной модели агенты в сущности не являются полноценными активными участниками ситуации, поскольку «доверчиво» формируют свое мнение на основе мнений других и выбирают свое действие равное своему текущему мнению (локально-оптимальное поведение). Исключение представляет манипулирующий агент – он как раз является игроком, т. е. стремится достичь определенной цели и выбирает оптимальное действие для ее достижения. Иными словами, «обычные» агенты и игрок-«манипулятор» – это два принципиально разных объекта моделирования. Их различие незаметно в простых случаях (см. предыдущий пример), но в более сложных (например, когда несколько манипулирующих агентов осуществляют информационное противоборство) оно весьма существенно. Повторим: это различие между агентом, меняющим свое мнение в зависимости от мнений других, и игроком, который формирует мнение других (не меняя при этом своего), преследуя определенные цели. То есть, узлы сети рассматриваются как *агенты*, которые управляются «более интеллектуальными» *игроками* (в частном случае игрок может являться агентом или их группой).

В качестве иллюстративного примера рассмотрим следующую модель принятия произвольным агентом из множества N решений (случай стратегической рефлексии [176]) о сообщаемом другим агентам своем мнении⁸: пусть он заинтересован в том, чтобы результирующее мнение совпадало с сообщенным им мнением. Содержательно, при этом его «вес» (репутация) в глазах оппонентов будет высок – все сообщество «соглашается с ним».

Если рефлексия отсутствует, то из (2.30) следует, что i -й агент сообщит мнение (см. также выражение (2.39)):

$$s_i^*(r, x_{-i}) = \frac{\sum_{j \neq i} r_j x_j^0}{R - r_i}, \quad (2.42)$$

⁸ Если каждый из агентов честно сообщает свое мнение, то рассмотрение рефлексии вряд ли имеет смысл.

где $x_{-i} = (x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n)$, $i \in N$. Содержательно выражение (2.42) означает, что при рассматриваемом принципе принятия решений агент не обращает внимания на свое мнение и сообщает «среднее» (взвешенное с учетом репутаций) мнение остальных агентов. Вектор (2.42) можно условно назвать «рефлексивным равновесием» (первого ранга – см. ниже).

Возникает вопрос, какие предположения о принципах принятия решений оппонентами использует агент. Если предположить, что каждый агент использует принцип принятия решений типа (2.42), то единственным «равновесием» будет сообщение всеми агентами одного и того же мнения, причем, например, в случае одинаковых репутаций агентов равновесием Нэша это «равновесие» будет только при условии, что и истинные мнения всех агентов одинаковы.

Поэтому добавим фактор стратегической рефлексии, то есть, будем считать, что, выбирая свое сообщение в соответствии с выражением (2.42), i -й агент полагает, что все остальные агенты *честно сообщают свои истинные мнения* (это предположение в рамках приведенного выше обсуждения различий между «агентами» и «игроками» означает, что в рассматриваемом случае все агенты являются «не очень интеллектуальными»⁹ игроками). Если все агенты ведут себя так же, то сложится следующее итоговое мнение:

$$\hat{X} = \frac{1}{R} \sum_{i \in N} \frac{\sum_{j \neq i} r_j x_j^0}{R - r_i} r_i. \quad (2.43)$$

В случае двух агентов выражение (2.43) примет вид $\hat{X} = \frac{x_1^0 r_2 + x_2^0 r_1}{r_1 + r_2}$, то есть, осуществляя стратегическую рефлексия, агенты «обмениваются» своими репутациями и сообщают не свое мнение, а мнение оппонента.

Условием стабильности [208] рефлексивного равновесия (2.42) можно считать условие совпадения результирующих мнений, определяемых выражениями (2.30) и (2.43):

$$\sum_{i \in N} r_i [s_i^*(r, x_{-i}^0) - x_i^0] = 0. \quad (2.44)$$

⁹ Более интеллектуальный игрок должен был бы, как минимум, предполагать, что остальные агенты-игроки также способны к рефлексии.

Перейдем теперь к краткому качественному обсуждению случая *информационной рефлексии*, которая в соответствии с [176] предшествует стратегической. Обозначим Σ – множество всевозможных конечных последовательностей индексов из N , $r_{i\sigma}$ – представления i -го агента о репутации σ -агента [176], $i \in N$, $\sigma \in \Sigma$. Например, r_{ij} – представления i -го агента о репутации j -го, r_{ijk} – представления i -го агента о представлениях j -го агента о репутации k -го агента и т. д. (в случае общего знания $r_{ij} = r_j$, $i, j \in N$). К такой конструкции применим аппарат теории рефлексивных игр [176], с помощью которого можно искать *информационные равновесия*, исследовать их стабильность и т. д.

Пример 2.22. Рассмотрим пример стратегической рефлексии при взаимодействии трех агентов ($n = 3$). Начальные мнения агентов: $x_1^0 = 1$, $x_2^0 = 2$, $x_3^0 = 3$, репутации агентов одинаковы и равны единице. Если бы все агенты честно сообщали свои мнения, то сложилось бы результирующее мнение $X = 2$.

В соответствии с выражением (2.42) находим:

$$s_1^* = 5/2, s_2^* = 2, s_3^* = 3/2.$$

При таких сообщениях результирующее мнение $\hat{X} = 2$, то есть условие (2.44) выполнено.

Примером невыполнения условия (2.44) является ситуация, когда мнение третьего агента $x_3 = 4$. Тогда

$$s_1^* = 3, s_2^* = 5/2, s_3^* = 3/2 \text{ и } \hat{X} = 7/3 > X = 2.$$

Рассмотрим пример информационной рефлексии при взаимодействии двух агентов ($n = 2$). Начальные мнения агентов: $x_1^0 = 1$, $x_2^0 = 2$, репутации агентов: $r_1 = 2$, $r_2 = 1$. Если бы все агенты честно сообщали свои мнения, то сложилось бы результирующее мнение $X = 4/3$. При стратегической рефлексии результат будет $5/3$.

Предположим, что имеет место следующая структура информированности: $1 \rightarrow 2 \leftrightarrow 21$, то есть второй агент имеет свои представления $r_{21} = 3$ о репутации первого агента и считает, что это является общим знанием. Первый агент об этом полностью информирован. Найдем информационное равновесие: второй агент в

соответствии с выражением (2.42) выберет $s_2^*(r_{21}, r_2, x_1^0) = x_1^0$ (в случае двух агентов этот выбор не зависит от представлений второго агента о репутации первого), рассчитывая на такое же сообщение первого агента; первый же агент выберет свой наилучший ответ s_1^* из условия $\frac{s_1^* r_1 + x_1^0 r_2}{r_1 + r_2} = s_1^*$, то есть $s_1^* = x_1^0$. Информационное равновесие (x_1^0, x_1^0) *стабильно*, но является *ложным равновесием*, так как приводит к итоговому мнению $2/3$, отличающемуся от итогового мнения $X = 4/3$ в условиях полного знания. •

В настоящем разделе приведена модель взаимосвязанных информационных процессов в АСС (динамики мнений в сети и динамики репутации членов активной сетевой структуры), исследована роль репутации в осуществлении информационных воздействий, проанализированы подходы к информационному противоборству и построению моделей стратегической и информационной рефлексии интеллектуальных агентов АСС. В следующем разделе предметом управления центра (внешнего субъекта) является доверие между агентами.

2.5. Информационное управление и доверие членов сети

В настоящем и последующем разделах рассматриваются две постановки задачи информационного *управления доверием* членов активной сетевой структуры (исследуемый контур выделен на рисунке 42). Первая предполагает возможность управления непосредственно доверием агентов друг другу, во второй – децентрализованные локальные изменения доверия между агентами для достижения требуемого консенсуса (раздел 2.6).

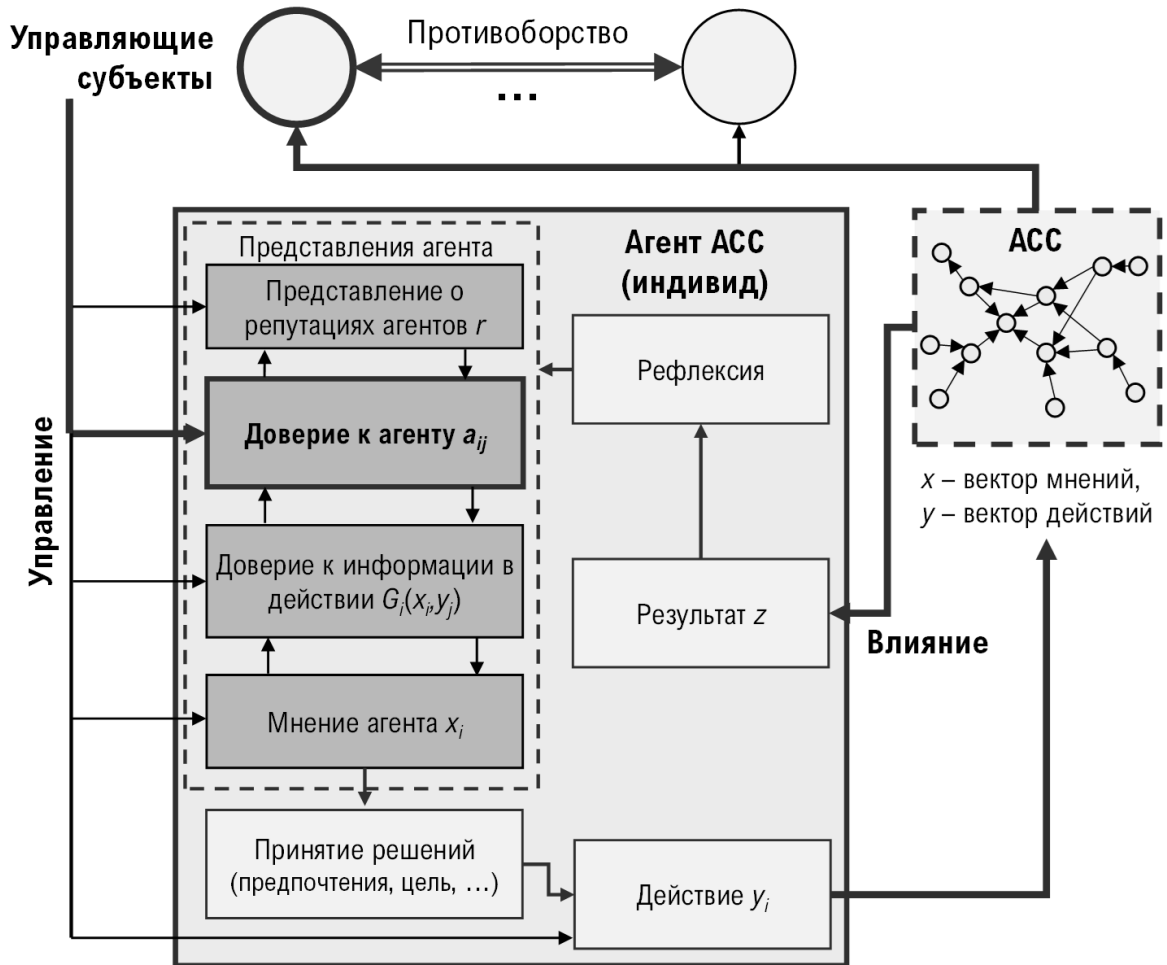


Рисунок 42 – Воздействие на доверие между агентами

В данном разделе предметом управления являются не мнения агентов, а их взаимное доверие (влияние). Управляя взаимным доверием агентов, то есть элементами матрицы доверия, центр также может добиваться требуемых ему результатов.

Для того чтобы построить формальную модель управления доверием, вспомним, что в отсутствии управления состояние активной сетевой структуры (т. е. вектор мнений агентов) в момент $t \geq 0$ задается соотношением

$$x^t = (A)^t x, \quad (2.45)$$

где $x = x^0$ – начальное состояние сети, A – матрица прямого влияния размерности $n \times n$. Будем считать, что центр осуществляет *управление доверием* путем адди-

тивного изменения матрицы A – увеличения ее на матрицу управлений $V = \|v_{ij}\|$. Предположим, что эта матрица принадлежит множеству возможных управлений \bar{V} . Содержательно множество \bar{V} отражает возможности центра по оказанию воздействия на те или иные связи между агентами, а также общие ресурсные ограничения.

Рассмотрим сначала случай, когда воздействие оказывается центром единственный раз в начальный момент времени. Тогда в результате этого воздействия формула (2.45) приобретает следующий вид:

$$x^t = (A + V)^t x. \quad (2.46)$$

Поскольку добавление матрицы V не должно менять свойство стохастичности матрицы влияния, необходимо наложить следующие дополнительные ограничения на ее выбор центром:

$$\begin{cases} \forall i \in N & \sum_{j \in N} v_{ij} = 0, \\ \forall i, j \in N & -a_{ij} \leq v_{ij} \leq 1 - a_{ij}. \end{cases} \quad (2.47)$$

Обозначим \hat{V} – множество матриц размерности $n \times n$ удовлетворяющих условиям (2.47).

Пусть целевая функция центра $\Phi(x^t, V)$ – критерий эффективности управления – зависит от мнений агентов в момент t и матрицы управлений. Тогда задача управления будет заключаться в выборе допустимой матрицы управлений, максимизирующей критерий эффективности:

$$\Phi(x^t, V) \rightarrow \max_{V \in \bar{V} \cap \hat{V}}.$$

Пример 2.23. Рассмотрим активную сетевую структуру из трех участников, задаваемую матрицей влияния

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 - \alpha & \alpha \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

где $\alpha \in (0, 1)$ – константа. Эта же сеть задается ориентированным графом, изображенным на рисунке 43.

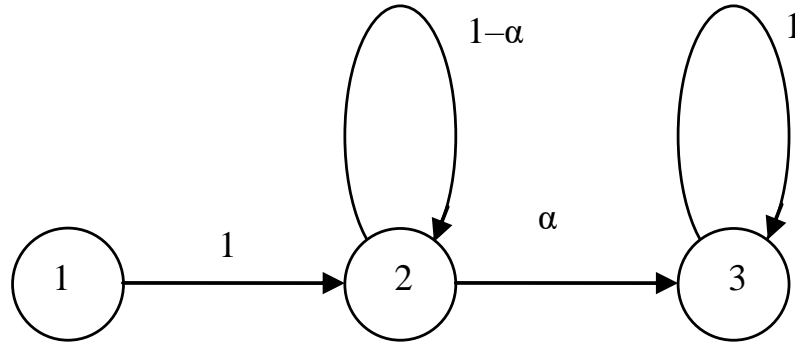


Рисунок 43 – Активная сетевая структура из примера 2.23

Содержательно структура сети следующая:

- 1) 1-й агент абсолютно доверяет 2-му;
- 2) 2-й агент доверяет 3-му со степенью α , а себе – со степенью $(1 - \alpha)$;
- 3) 3-й агент абсолютно доверяет себе.

Предположим, что центр может в начальный момент изменить (уменьшить либо увеличить) степень доверия второго агента третьему, причем не более чем на заданную константу Δ , где $\Delta \leq \min \{\alpha, 1 - \alpha\}$. Таким образом, множество допустимых управлений составляют матрицы вида $V = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -v & v \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, где $|v| \leq \Delta$.

Предположим, что центр стремится максимизировать суммарное мнение агентов в фиксированный момент t : $\Phi = x_1^t + x_2^t + x_3^t \rightarrow \max_{|v| \leq \Delta}$.

Путем непосредственного вычисления нетрудно убедиться, что

$$x^t = (A + V)^t x = \begin{pmatrix} (1 - \alpha - v)^{t-1} x_2 + [1 - (1 - \alpha - v)^{t-1}] x_3 \\ (1 - \alpha - v)^t x_2 + [1 - (1 - \alpha - v)^t] x_3 \\ x_3 \end{pmatrix}.$$

Поэтому

$$\Phi = x_1^t + x_2^t + x_3^t = [(2 - \alpha - v)(1 - \alpha - v)^{t-1}] x_2 + [3 - (2 - \alpha - v)(1 - \alpha - v)^{t-1}] x_3 = 3x_3 + (2 - \alpha - v)(1 - \alpha - v)^{t-1} (x_2 - x_3).$$

Из последнего соотношения ясно, что

если $x_2 > x_3$, то оптимальным для центра является выбор $v = -\Delta$;

если $x_2 < x_3$, то оптимальным для центра является выбор $v = \Delta$;

если $x_2 = x_3$, то управление центра не влияет на ситуацию (формально любое допустимое управление является оптимальным). •

В более общем случае воздействие на взаимное влияние агентов может оказываться центром в разные моменты времени, причем для каждого момента могут быть свои ограничения.

Обозначим множество возможных управлений в момент τ через \bar{V}^τ , а саму матрицу управлений – через V^τ . Тогда матрица влияния в момент t рассчитывается по следующей формуле:

$$A^t = A + \sum_{\tau=0}^{t-1} V^\tau, \quad (2.48)$$

а рекуррентная формула вычисления состояния сети приобретает следующий вид:

$$x^{t+1} = (A^t + V^t)x^t. \quad (2.49)$$

При этом допустимыми на горизонте планирования T являются лишь такие управления V^τ , $\tau = 0, \dots, T-1$, для которых все матрицы A^t , $t = 1, \dots, T-1$, являются стохастическими по строкам:

$$\begin{cases} \forall i \in N \forall t \in 0, \dots, T-1 & \sum_{j \in N} v_{ij}^t = 0, \\ \forall i, j \in N \forall t \in 0, \dots, T-1 & -a_{ij} \leq \sum_{\tau=0}^t v_{ij}^\tau \leq 1 - a_{ij}. \end{cases} \quad (2.50)$$

Обозначим $\hat{V}(T)$ – множество конечных последовательностей матриц (V^0, \dots, V^{T-1}) размерности $n \times n$, удовлетворяющих условиям (2.50).

Соотношение (2.46) в этом случае приобретает (с учетом (2.48)) следующий вид:

$$x^T = \left(\prod_{t=0}^{T-1} A^{T-t} \right) x.$$

Пусть целевая функция центра зависит от итоговых мнений агентов в момент T и матриц управления в моменты времени $0, \dots, T-1$. Тогда задача управления будет заключаться в выборе допустимой последовательности матриц управления, которая максимизирует критерий эффективности:

$$\Phi(x^T, V^0, \dots, V^{T-1}) \rightarrow \max_{\substack{V^0 \in \tilde{V}^0, \dots, V^{T-1} \in \tilde{V}^{T-1} \\ (V^0, \dots, V^{T-1}) \in \tilde{V}(T)}} \quad (2.51)$$

В общем случае задача управления (2.51) является довольно сложной. Однако следует отметить следующую особенность управления доверием: если в начальный момент мнения агентов находятся в некотором промежутке, то они и дальше будут находиться в этом промежутке при любом управлении. Сформулируем этот факт в виде утверждения.

Утверждение 2.5. При осуществлении управления доверием для любого $t = 0, 1, \dots$ и любого $i \in N$ справедливо соотношение

$$x_{\min} \leq x_i^t \leq x_{\max}, \quad (2.52)$$

где $x_{\min} = \min \{x_1^0, \dots, x_n^0\}$, $x_{\max} = \max \{x_1^0, \dots, x_n^0\}$.

Доказательство утверждения 2.5. Введем обозначение J для стохастической матрицы, фигурирующей в рекуррентном соотношении выражения (2.49): $\tilde{A}^t = A^t + V^t$.

Будем рассуждать, используя индукцию по t . Для $t = 0$ соотношение (2.52) выполняется по определению x_{\min} и x_{\max} . Пусть соотношение (2.52) выполняется для всех $i \in N$ при некотором t . Запишем мнение i -го агента в момент $(t + 1)$, используя элементы матрицы $\tilde{A}^t = \|\gamma_{ij}^t\|$ (напомним, что $\sum_{j \in N} \gamma_{ij}^t = 1$ для любого $i \in N$):

$$x_i^{t+1} = \sum_{j \in N} \gamma_{ij}^t x_j^t.$$

Для правой части последнего соотношения справедлива следующая цепочка неравенств:

$$x_{\min} = \sum_{j \in N} \gamma_{ij}^t x_{\min} \leq \sum_{j \in N} \gamma_{ij}^t x_j^t \leq \sum_{j \in N} \gamma_{ij}^t x_{\max} = x_{\max}.$$

Последнее соотношение означает, что $x_{\min} \leq x_i^{t+1} \leq x_{\max}$. Утверждение 2.5 доказано.

Следствие 2.5.1. Если мнения агентов в начальный момент совпадают, то они не меняются со временем при осуществлении центром управления доверием.

Для доказательства следствия 2.5.1 достаточно в утверждении 2.5 положить $x_{\min} = x_{\max}$.

Утверждение 2.5 накладывает серьезные ограничения на возможности центра достигать своих целей посредством управления доверием: мнения агентов ни при каком управлении не могут выйти за пределы отрезка $[x_{\min}, x_{\max}]$. Однако, наряду с этим, справедливо следующее утверждение.

Утверждение 2.6. Если не накладывать ограничения на возможные управляющие воздействия центра, то управление доверием позволяет за один шаг сделать мнением каждого агента любое наперед заданное значение $x^* \in [x_{\min}, x_{\max}]$.

Доказательство утверждения 2.6. Если $x_{\min} = x_{\max}$, то утверждение очевидно (см. следствие 2.5.1). Пусть $x_{\min} < x_{\max}$ и задано значение $x^* \in [x_{\min}, x_{\max}]$. Определим величину γ исходя из соотношения $x^* = \gamma x_{\min} + (1 - \gamma) x_{\max}$, то есть

$$\gamma = \frac{x_{\max} - x^*}{x_{\max} - x_{\min}}.$$

Пусть, далее, $k \in N$ и $l \in N$ такие числа, что $x_k = x_{\min}$ и $x_l = x_{\max}$. Определим матрицу управления $V = \|v_{ij}\|$ следующим образом: для всех $i \in N$ $v_{ik} = \gamma - a_{ik}$, $v_{il} = 1 - \gamma - a_{il}$, $v_{ij} = -a_{ij}$, $j \in N \setminus \{k, l\}$.

Тогда все элементы вектор-столбца $x^1 = (A + V)x$ равны x^* , поскольку

$$\sum_{j \in N} (a_{ij} + v_{ij})x_j = \gamma x_k + (1 - \gamma)x_l = x^*.$$

Таким образом, за один шаг удалось сделать «единогласным» мнением агентов величину x^* . Утверждение 2.6 доказано.

В данном разделе рассмотрено управление репутацией и доверием агентов в АСС; в модели следующего раздела центр также управляет доверием, однако целью управления является достижение взвешенной суммы начальных мнений агентов (можно сказать, что она доставляет максимум критерия эффективности центра), при этом структура АСС может меняться во времени.

2.6. Управляемый консенсус в сети

Рассмотрим задачу построения информационной сети для дискретной модели согласования мнений (представлений) агентов [258], которую сформулируем следующим образом. Задана сетевая структура (узлы и ненаправленные связи между ними) и вес каждого узла. Требуется для каждого узла найти такие весовые коэффициенты связей, что для любых начальных мнений узлов процесс информационного обмена (формирования мнений) сходится к взвешенной (с заданными весами) сумме начальных мнений.

Приведем несколько условных примеров возникновения такой постановки задачи в технических и социальных сетевых структурах: сенсорная сеть, группа мобильных роботов, экспертная сеть.

Рассмотрим сенсорную сеть, состоящую из беспроводных узлов (агентов), распределенных на некоторой территории. Веса сенсоров могут определяться их надежностью, защищенностью, точностью измерений и т. п. Область действия радиосигнала каждого узла определяет возможность коммуникации между узлами (топологию сети обмена представлениями о параметре ситуации). Постоянная передача данных с некоторого фиксированного узла приводит к большому расходу энергии узла, поэтому каждый узел в такой сети должен иметь возможность формировать и передавать управляющему центру агрегированное представление агентов.

Другой пример – группа мобильных роботов (беспилотных летательных аппаратов, беспилотных наземных роботов), исследующих труднодоступную территорию. Связь управляющего центра с теми или иными роботами может пропадать, поэтому важно, чтобы у каждого робота имелась агрегированная информация о параметрах ситуации (связь у центра может возникнуть с любыми

из них). Важно отметить, что конфигурация роботов может меняться, и при этом меняется коммуникационная сеть.

Пример из области социальных структур – сеть (сообщество) экспертов, сотрудничающих между собой и оценивающих значение некоторого неопределенного параметра. Эксперты стремятся узнать реальное агрегированное экспертное мнение сообщества о значении параметра, при этом готовы способствовать его формированию. При этом веса экспертов определяются их общеизвестной и общепринятой квалификацией.

В разделе представлено полное решение задачи построения информационной сети и показано, что для расчета искомых весовых коэффициентов информационных связей узлам не требуется знать структуру всей сети, достаточно лишь локальной (о себе и своих соседях) информированности. Также доказано, что в изменяющейся сетевой структуре достигим заданный консенсус без необходимости перезапуска процесса информационного обмена. Структура раздела следующая. Сначала рассматривается сетевая структура и динамика представлений агентов на сетевой структуре, приводится постановка задачи построения информационной сети, далее представлен основной результат – конструктивное доказательство существования матрицы информационного обмена, позволяющей центру достичь требуемого консенсуса агентов, затем доказывається возможность достижения управляемого консенсуса в изменяющейся сетевой структуре без необходимости перезапуска процесса информационного обмена.

Сетевая структура и динамика представлений. Под сетевой структурой понимается структура, состоящая из множества агентов (например, индивидов) и определенного на нем множества отношений (например, коммуникационных связей). Формально сетевая структура представляет собой неориентированный связный граф $G = (N, E)$, в котором $N = \{1, \dots, n\}$ – конечное множество вершин (агентов), $n \geq 2$, а E – совокупность пар вершин. Наличие в E пары (i, j) будем интерпретировать как наличие связи между агентами i и j . Будем считать, что

множество E задано бинарной матрицей (e_{ij}) размерности $n \times n$, отражающей наличие связи между агентами. Тот факт, что i -й агент связан с j -м агентом ($i, j \in N$), т. е. вершины i и j в сетевой структуре соединены ребром (либо совпадают), будем обозначать как единичное значение соответствующего элемента матрицы:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } i \text{ и } j \text{ связаны (или } i = j), \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Введем еще одно обозначение, которое понадобится в дальнейшем: обозначим через $v_i, i \in N$, количество соседей i -го узла:

$$v_i = |\{j \mid j \neq i, e_{ij} = 1\}|.$$

Пусть, далее, у каждого агента имеется представление о некоем параметре ситуации. Представление i -го агента в начальный момент времени отражает вещественное число θ_i (см. пример сетевой структуры на рисунке 44).

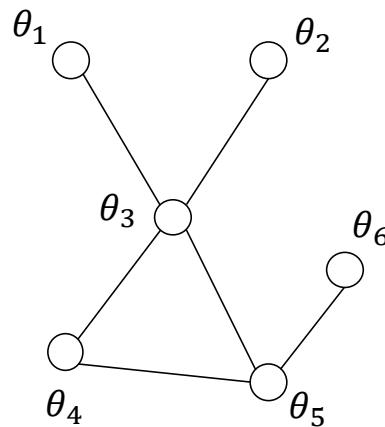


Рисунок 44 – Пример сетевой структуры

Агенты в сетевой структуре могут взаимодействовать (в рамках имеющихся связей E), обмениваясь с соседними узлами представлениями (мнениями) о пара-

метре θ и меняя собственные представления. Например, агент 1 на рисунке 44 может взаимодействовать с агентом 3, агент 4 – с агентами 3 и 5 и т.д. Как и в базовой модели считаем, что агенты являются «простыми», т. е. представление каждого агента в каждый момент времени меняется линейно в соответствии с представлениями его соседей, а также и его представлением на предыдущем шаге:

$$x_i^{(t+1)} = \sum_{j \in N} a_{ij} x_j^{(t)}, t \geq 0,$$

где $x_i^{(0)} = \theta_i$ – представление i -го агента в некий начальный момент времени. Параметр a_{ij} отражает степень доверия i -го агента j -му агенту. Поскольку агенты могут обмениваться информацией лишь при наличии между ними связи, будем считать, что $a_{ij} > 0$ может выполняться лишь при $e_{ij} = 1$. По сути, параметры a_{ij} задают на том же множестве узлов N еще одну структуру сети, где связывающие агентов ребра являются взвешенными (с весами $a_{ij} > 0$).

В матричной форме то же правило изменения представлений агентов можно записать следующим образом:

$$x^{(t+1)} = Ax^{(t)}, \quad (2.53)$$

где $x^{(t)} = (x_1^{(t)}, \dots, x_n^{(t)})$ – вектор представлений агентов в момент t , $x^{(0)} = \theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ – вектор представлений в начальный момент времени, а $A = (a_{ij})$ – стохастическая матрица информационного обмена ($a_{ij} \geq 0, \sum_j a_{ij} = 1$), такая, что $a_{ij} > 0$ может выполняться лишь при $e_{ij} = 1$.

Модель динамики представлений (2.53) была исследована в большом количестве публикаций. В частности, известны условия, при которых все агенты в пределе (при $t \rightarrow \infty$) приходят к консенсусу (одинаковому представлению) при любых начальных представлениях $x^{(0)} = (x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)})$. Эти результаты будут использованы далее.

Постановка задачи построения информационной сети. Введем в рассмотрение интересы управляющего центра, который заинтересован в определенном результате информационного взаимодействия, т. е. в определенном значении итогового представления агентов. Предположим, что агенты в сетевой структуре обладают определенной значимостью (например, значимость может зависеть от квалификации агента, подтвержденной точности его представлений в прошлом, защищенности от деструктивных внешних воздействий, точностью измерения и т. п.). Значимость (вес) i -го узла обозначим как $w_i > 0$.

Задачу центра сформулируем следующим образом: найти такую матрицу информационного взаимодействия, для которой при любых начальных представлениях узлов описанный выше процесс информационного обмена сходил к взвешенной (с заданными весами) сумме начальных представлений (агрегированной характеристике сети):

$$\bar{\theta} = \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i}, \quad (2.54)$$

т. е. определить условия, при которых «простые» агенты (узлы), обмениваясь информацией лишь с соседями, могут узнать значение агрегированной характеристики.

Говоря более строго, требуется для заданных сетевой структуры G и набора весов $w_i > 0$ найти такую матрицу $A = (a_{ij})$ информационного обмена, что

$$a_{ij} > 0 \Rightarrow e_{ij} = 1 \text{ для любых } i, j \in N, \quad (2.55)$$

$$x_i^{(t)} \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \bar{\theta} \text{ для любого } \theta \text{ и любого } i \in N, \quad (2.56)$$

где $\bar{\theta}$ задается соотношением (2.54).

Основным результатом данного раздела является конструктивное доказательство существования матрицы информационного обмена, позволяющей центру достичь требуемого консенсуса агентов.

Утверждение 2.7. Для любой связной сетевой структуры G и любого набора весов $w_i > 0$ существует такая стохастическая матрица $A = (a_{ij})$, удовлетворяющая условию (2.55), что процесс информационного обмена (2.53) удовлетворяет условию (2.56).

Доказательство. Докажем, что такая матрица $A = (a_{ij})$ может быть построена следующим образом:

$$b_{ij} = e_{ij} \min \left\{ \frac{1}{1+w_i v_j}, \frac{1}{1+w_j v_i} \right\}, i \neq j, \quad (2.57)$$

$$b_{ii} = 1 - \sum_{j \in N \setminus \{i\}} b_{ij} w_j, \quad (2.58)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} b_{ij}, & i = j, \\ b_{ij} w_j, & i \neq j. \end{cases} \quad (2.59)$$

В рамках данного доказательства под матрицей $A = (a_{ij})$ будем понимать матрицу (2.57) – (2.59).

Прежде всего, убедимся, что матрица A является стохастической. Действительно, из (2.58) ясно, что сумма элементов каждой строки равна 1, а из (2.57) и (2.59) – что все элементы $a_{ij}, i \neq j$, являются неотрицательными. Строгая положительность чисел a_{ii} вытекает из следующей цепочки неравенств, справедливой для любого $i \in N$:

$$\sum_{j \in N \setminus \{i\}} b_{ij} w_j \leq \sum_{j \in N \setminus \{i\}} e_{ij} \frac{w_j}{1+v_i w_j} < \sum_{j \in N \setminus \{i\}} e_{ij} \frac{1}{v_i} = 1. \quad (2.60)$$

Далее, из (2.57) – (2.59) сразу следует, что $a_{ij} > 0$ только при $e_{ij} = 1$. Верно и обратное: для любых $i, j \in N$, для которых $e_{ij} = 1$, выполняется $a_{ij} > 0$ (для $i \neq j$ это следует из (2.57) и (2.59), а для $i = j$ – из (2.58), (2.59) и (2.60)).

Таким образом, все агенты-узлы сети со взвешенными ребрами (веса ребер – $a_{ij} > 0$) образуют сильно связанное множество: существует ориентированный

путь из любого узла i в любой другой узел j ($i \neq j$). Аperiodичность этого сильно связного множества обеспечивается доказанным выше соотношением $a_{ii} > 0$.

Поскольку матрица A превращает N в сильно связное аperiodичное множество, существует предел (см., например, [267, 326])

$$A^\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} A^t,$$

причем предельная матрица A^∞ является стохастической и состоит из n одинаковых строк w , где вектор w является единственным стохастическим (т. е. состоящим из неотрицательных элементов, в сумме дающих 1) решением уравнения

$$w = wA. \quad (2.61)$$

Покажем, что вектор $\left(\frac{w_1}{\sum_i w_i}, \dots, \frac{w_n}{\sum_i w_i}\right)$ является решением уравнения (2.61).

Для этого достаточно убедиться в справедливости соотношения $\sum_i w_i a_{ij} = w_j$ для любого $j \in N$:

$$\begin{aligned} \sum_{i \in N} w_i a_{ij} &= \sum_{i \in N \setminus \{j\}} w_i w_j b_{ij} + w_j b_{jj} = \{\text{поскольку } b_{ij} = b_{ji}\} = \sum_{i \in N \setminus \{j\}} w_j w_i b_{ji} + w_j b_{jj} = \\ &= w_j \left(\sum_{i \in N \setminus \{j\}} w_i b_{ji} + b_{jj} \right) = w_j. \end{aligned}$$

Таким образом, предельные значения представлений агентов в результате информационного обмена определяются соотношением

$$x^{(t)} = Ax^{(t-1)} = A^t \theta \xrightarrow{t \rightarrow \infty} A^\infty \theta$$

или, в покоординатном виде (для любого $i \in N$),

$$x_i^{(t)} \xrightarrow{t \rightarrow \infty} w\theta = \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i} = \bar{\theta}.$$

Утверждение доказано. •

Замечание. Построенная при доказательстве утверждения 2.7 матрица A не является единственной. Например, сходимость к консенсусу обеспечивается, если вместо (2.57) использовать

$$b_{ij} = e_{ij} \min \left\{ \frac{1}{\varepsilon + w_i v_j}, \frac{1}{\varepsilon + w_j v_i} \right\}, i \neq j,$$

для любого $\varepsilon > 0$.

Отметим, что для построения i -й строки матрицы A (которая содержит параметры, на основании которых изменяются представления i -го агента) используются только «локальные» данные о самом i -м агенте и его соседях. По сути, агентам даже не требуется знать их общее количество – достаточно информации (задаваемой параметрами w_i и v_i) о себе и соседях.

Пример 2.24. Рассмотрим пример формирования консенсуса в сети с неизменной структурой. Пусть в сети имеется три агента $N = \{1, 2, 3\}$, связи между которыми представлены на рисунке 45: вершинами являются агенты (в вершине указан номер агента), ребрами – отношение коммуникации между ними. Значимость агентов задается вектором $w = (2, 1, 1)$.

Начальные представления агентов задаются вектором $\theta = (100, 50, 50)$.

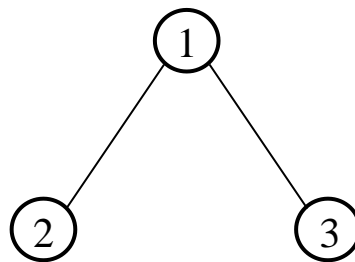


Рисунок 45 – Структура сети

В соответствии с правилами (2.57) – (2.59) определяется матрица информационного обмена A :

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & 0 \\ \frac{2}{3} & 0 & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

Тогда представления агентов в момент $t = 1$ будут задаваться вектором

$$x^{(1)} = A\theta = (66.7, 83.3, 83.3)$$

В момент времени $t = 2$:

$$x^{(2)} = Ax^{(1)} = (77.8, 72.2, 72.2)$$

В итоге результирующее представление агентов (вследствие обмена представлениями) будет единым и равным 75 – требуемому взвешенному среднему их начальных представлений $\bar{\theta} = \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i}$.

Управляемый консенсус в изменяющейся сети. Описанный в предыдущем разделе процесс информационного обмена, определяемый матрицей (2.57) – (2.59), приводит агентов к консенсусу относительно усредненного значения неопределенного параметра (см. утверждение 2.7). Этот процесс подразумевает, что состав агентов (множество N) и связи между ними (множество E) остаются неизменными. Однако может оказаться, что состав связей между агентами и (или) даже состав агентов меняется (например, к сети добавляются новые агенты). Возникает вопрос, надо ли в этом случае заново начинать процесс информационного обмена, чтобы его результат соответствовал заданному консенсусу (2.54)? Этот вопрос является особенно актуальным с учетом того, что часть агентов (или даже большинство их) могут не знать, что структура сети изменилась или к ней добавились новые агенты.

Как будет показано, перезапускать процесс информационного обмена нет необходимости: несмотря на изменения, предельное значение представлений агентов будет тем же самым, как если бы процесс обмена изначально был запущен на финальном графе. Этот факт опирается на следующее свойство представ-

лений агентов: их взвешенная сумма остается постоянной на каждом шаге. Сформулируем соответствующие утверждения.

Утверждение 2.8. Пусть процесс информационного обмена $x^{(t)} = A^t x^{(0)}$, $t \geq 0$, начинается с вектора представлений $x^{(0)} = \theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$, и агенты достигают консенсуса $\bar{\theta} = \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i}$. Тогда

- 1) для любого t (т. е. на каждом шаге процесса) справедливо следующее равенство:

$$\sum_{i \in N} w_i x_i^{(t)} = \sum_{i \in N} w_i \theta_i, \quad (2.62)$$

т. е. взвешенная сумма представлений агентов (веса – влияния агентов) не меняется, в частности

$$\sum_{i \in N} w_i x_i^{(t)} = \sum_{i \in N} w_i x_i^{(t+1)}; \quad (2.63)$$

- 2) для любого начального вектора $y = (y_1, \dots, y_n)$ такого, что

$$\sum_{i \in N} w_i y_i = \sum_{i \in N} w_i \theta_i, \quad (2.64)$$

достигается такой же консенсус $\bar{\theta}$.

Доказательство. Поскольку агенты достигают консенсуса $\bar{\theta} = \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i}$, для любого $t \geq 0$ справедлива следующая цепочка равенств:

$$\begin{pmatrix} \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i} \\ \dots \\ \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i} \end{pmatrix} = A^\infty \theta = A^\infty A^t \theta = A^\infty x^{(t)} = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{i \in N} w_i x_i^{(t)}}{\sum_{i \in N} w_i} \\ \dots \\ \frac{\sum_{i \in N} w_i x_i^{(t)}}{\sum_{i \in N} w_i} \end{pmatrix}.$$

Из сравнения правой и левой частей сразу следует равенство (2.62).

Далее, если выполняется (2.64), то

$$A^\infty y = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{i \in N} w_i y_i}{\sum_{i \in N} w_i} \\ \dots \\ \frac{\sum_{i \in N} w_i y_i}{\sum_{i \in N} w_i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i} \\ \dots \\ \frac{\sum_{i \in N} w_i \theta_i}{\sum_{i \in N} w_i} \end{pmatrix}.$$

Утверждение доказано. •

Пусть теперь множество агентов N с вектором представлений $x^{(0)} = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ в каждый момент $t = 0, 1, \dots, T-1$ разбито на непересекающиеся подмножества (количество которых зависит от t) $N = N_1(t) \cup \dots \cup N_{m(t)}(t)$. Агенты из множества $N_q(t)$, $q = 1, \dots, m(t)$, являются вершинами неориентированного связного графа $G_q(t) = (N_q(t), E_q(t))$. Процесс информационного обмена в момент t осуществляется при помощи $m(t)$ штук матриц $A_q(t)$. Если в подмножестве $N_q(t)$ ровно один агент, то он ни с кем не взаимодействует, и матрица вырождается в число 1. Если в подмножестве $N_q(t)$ не менее двух агентов, то матрица $A_q(t)$ строится на основе соответствующего графа $G_q(t)$ при помощи формул (2.57)–(2.59). По сути, этот процесс декомпозируется на несколько процессов, в каждый момент протекающих в непересекающихся связных графах. Однако начиная с некоторого момента T все агенты объединены в связный граф $G_1(t)$, который далее не меняется (и, соответственно, не меняется матрица $A_1(t)$). Таким образом, $m(t) = 1$ при $t \geq T$. Описанный процесс назовем *процессом информационного обмена в переменных графах*.

Замечание. Последовательный рост графа – это частный случай динамики структуры сети, когда

- 1) на каждом шаге все компоненты кроме $N_1(t)$ состоят из одного агента,
- 2) если $t_1 < t_2$, то $N_1(t_1)$ является подмножеством $N_1(t_2)$.

Утверждение 2.9. Описанный выше процесс информационного обмена в переменных графах

$$G_q(t), q = 1, \dots, m(t), t = 0, 1, \dots, T-1,$$

$$G_1(t) = G_1(T), m(t) = 1 \text{ при } t \geq T,$$

приводит к тому же консенсусу, что и процесс информационного обмена в постоянном связном графе $G_1(T)$.

Доказательство. Рассмотрим момент $t = 0, 1, \dots, T-1$ и связный граф $G_q(t)$, $q = 1, \dots, m(t)$. Согласно утверждению 2.8 (см. соотношение (2.63)), для него выполняется равенство

$$\sum_{i \in N_q(t)} w_i x_i^{(t)} = \sum_{i \in N_q(t)} w_i x_i^{(t+1)}.$$

Суммируя данное соотношение по всем $q \in 1, \dots, m(t)$, получаем равенство

$$\sum_{i \in N} w_i x_i^{(t)} = \sum_{i \in N} w_i x_i^{(t+1)}.$$

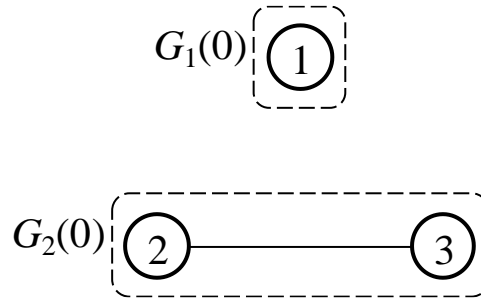
Поскольку оно выполняется для каждого $t = 0, 1, \dots, T-1$, получаем, что в момент T справедливо соотношение

$$\sum_{i \in N} w_i x_i^{(T)} = \sum_{i \in N} w_i x_i^{(0)} = \sum_{i \in N} w_i \theta_i.$$

Начиная с момента T все агенты объединены в связный граф $G_1(T)$ и процесс информационного обмена реализуется матрицей $A_1(T)$ (которая в последующие моменты $t > T$ не меняется). Согласно утверждению 2.8 (часть 2) воздействие матрицы $(A_1(T))^\infty$ на вектор представлений $x^{(T)} = (x_1^{(T)}, \dots, x_n^{(T)})$ приводит к тому же консенсусу, что воздействие на вектор $x^{(0)} = (\theta_1, \dots, \theta_n)$.

Утверждение доказано. •

Пример 2.25. Рассмотрим пример формирования консенсуса в сети, задаваемой графом с переменной структурой. Пусть агенты составляют множество $N = \{1, 2, 3\}$. Значимость агентов задается вектором $w = (2, 1, 1)$, а начальный вектор представлений: $\theta = (100, 40, 60)$. Структура сети в момент времени $t = 0$ представлена на рисунке 46.

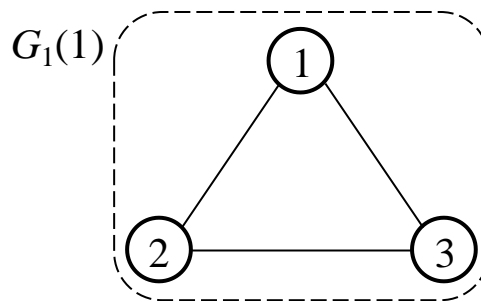
Рисунок 46 – Сеть в момент времени $t = 0$

Тогда матрицы информационного обмена приобретают (с учетом правил (2.57) – (2.59)) следующий вид:

$$A_1(0) = (1), A_2(0) = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}, m(0) = 2.$$

К моменту $t = 1$ представления агентов задаются вектором $x^{(1)} = (100, 50, 50)$.

Пусть далее структура сети в момент времени $t = 1$ меняется (см. рисунок 47).

Рисунок 47 – Сеть в момент времени $t = 1$

Матрица информационного обмена, соответствующая данной сети, имеет следующий вид:

$$A_1(1) = \begin{pmatrix} \frac{3}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} \\ \frac{2}{5} & \frac{4}{15} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{5} & \frac{1}{3} & \frac{4}{15} \end{pmatrix}, m(1) = 1.$$

К моменту $t = 2$ представления агентов задаются вектором $x^{(2)} = (80, 70, 70)$.

Наконец, в момент времени $T = 2$ сеть стабилизируется, и дальнейший процесс информационного обмена протекает в сети с неизменной структурой (см. рисунок 48).

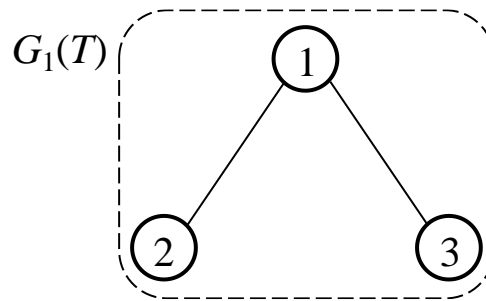


Рисунок 48 – Сеть в момент времени $t \geq 2, T = 2$

Матрица информационного обмена, соответствующая данной сети, имеет следующий вид:

$$A_1(T) = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & 0 \\ \frac{2}{3} & 0 & \frac{1}{3} \end{pmatrix}.$$

Результирующее представление агентов будет 75, и информационный обмен в сети с переменной структурой приводит к тому же консенсусу, что и процесс информационного обмена в постоянном связном графе $G_1(T)$.

Таким образом в данном разделе рассмотрена задача определения условий, при которых достигается требуемый консенсус представлений агентов о каком-либо параметре ситуации для заданной структуры взаимодействий. Представлено

полное решение этой задачи и показано, что для расчета искомым весов структуры взаимодействий узлам не требуется знать структуру всей сети, достаточно лишь локальной (о себе и своих соседях) информированности. Доказана возможность достижения управляемого консенсуса в изменяющейся сетевой структуре без необходимости перезапуска процесса информационного обмена.

Краткие выводы по второй главе

Рассмотрены первый и второй уровень иерархии моделей АСС диссертационной работы.

Во-первых, введены и проанализированы модели информационного влияния, в которых формализованы различные виды компонент внутренней структуры агентов АСС, являющихся существенными для описания информационного взаимодействия в сети.

Во-вторых, разработаны модели информационного управления, для которых поставлены и решены задачи информационного управления, в них целью является формирование требуемого состояния АСС (мнений агентов), а предметом управления – различные компоненты внутренней структуры агента (такие модели последовательно рассматриваются в разделах данной главы).

Глава 3. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ В СЕТИ ДЕЙСТВИЙ АГЕНТОВ

В настоящей главе предлагается подход к моделированию и анализу информационного влияния в активной сетевой структуре на основе совершаемых агентами действий и интересов управляющего органа.

В разделе 3.1 рассматривается модель распространения действий в активной сетевой структуре (*акциональная модель*). В разделе 3.2 формализуются интересы управляющего органа при помощи функции значимости действий агентов АСС, что в свою очередь позволяет в разделах 3.3 и 3.4 сформулировать и формализовать различные случаи влияния и влиятельности агентов и структур АСС. В разделе 3.3 исследуются свойства предложенных функций влияния и влиятельности агентов активных сетевых структур.

Умея рассчитывать влияние и влиятельность элементов активных сетевых структур согласно акциональной модели, можно ставить задачу прогноза и управления активными сетевыми структурами. Соответствующие постановки задач прогноза и управления приводятся в разделе 3.5. Наконец, в разделе 3.6 демонстрируется связь разработанных моделей и методов расчета влиятельности с известными мерами структурной значимости узлов сети.

Изложенные в данной главе результаты опубликованы в работах [47, 82, 83, 84, 87, 88, 93, 97, 98, 252, 253, 254, 309].

В контексте описанной в главе 1 концептуальной модели АСС материал данной главы охватывает модельную цепочку «информационное управление → действие → информационное влияние → представление агента → действие ...» (см. рисунок 49).

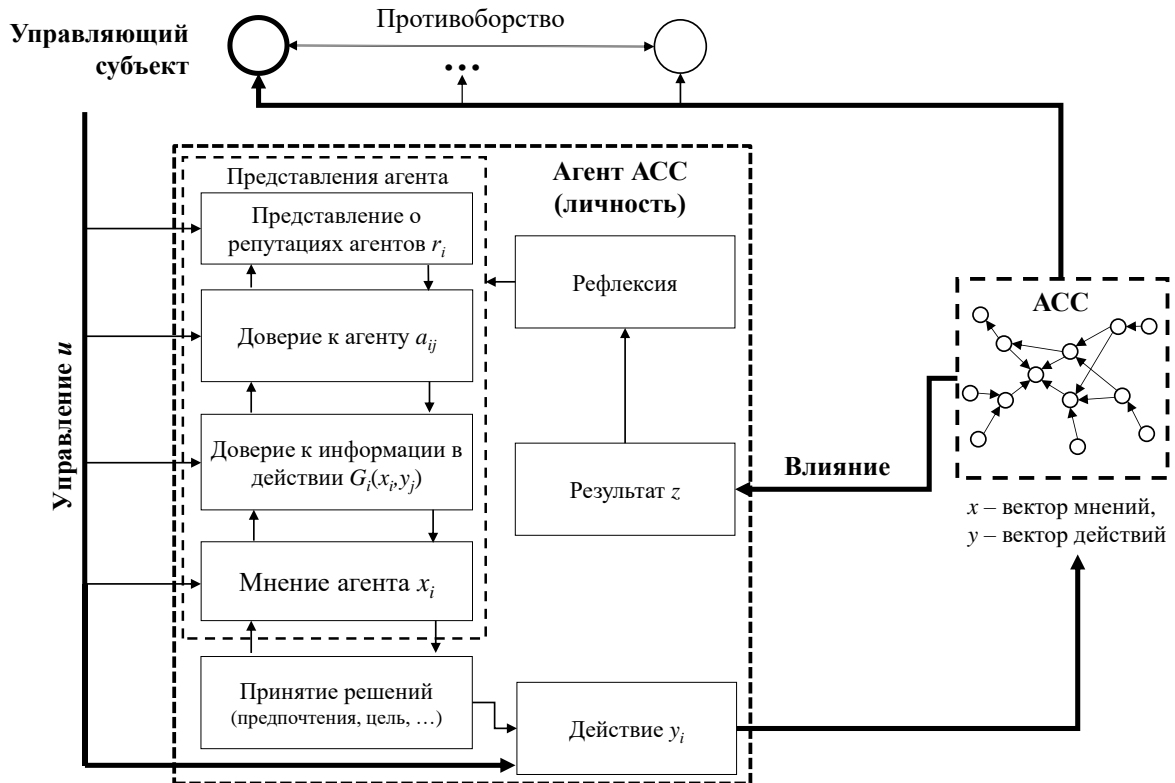


Рисунок 49 – Предмет исследования в главе 3

3.1. Модель распространения действий

Опишем формальную модель распространения действий в активной сетевой структуре. Пусть участниками сети являются агенты из множества $N = \{1, 2, \dots, n\}$, которые совершают действия того или иного вида из фиксированного множества $K = \{1, 2, \dots, k\}$ в те или иные моменты времени из интервала T . Например, в онлайн-социальной сети видом действия может быть создание (написание) поста, создание комментария к посту и т. д. Обозначим множество действий (например, создание конкретного поста, комментария и т. д.) через Δ . Будем считать это множество конечным.

Каждое действие $a \in \Delta$ характеризуется тремя параметрами – совершившим его агентом, видом действия и моментом времени t , в который действие было совершено: $a(i, j, t)$, $i \in N, j \in K, t \in T$.

Определим функцию $\alpha(a)$, которая каждому действию $a \in \Delta$ ставит в соответствие совершившего его агента $\alpha \in N$.

Далее, пусть на множестве действий задано бинарное отношение частичного порядка « a является причиной b » (или, что будем далее считать эквивалентным, « b является последствием a »), обозначаемое следующим образом: $a \rightarrow b$.

Пример такого отношения в реальной онлайн-социальной сети: a – создание поста, b – создание комментария к этому посту.

Будем считать, что бинарное отношение удовлетворяет следующим свойствам.

1. Рефлексивность: для любого $a \in \Delta$ справедливо $a \rightarrow a$.
2. Транзитивность: если $a \rightarrow b$ и $b \rightarrow c$, то $a \rightarrow c$.
3. Антисимметричность: если $a \rightarrow b$ и $b \rightarrow a$, то a и b совпадают.

Если $a \rightarrow b$ и $a \neq b$, но при этом не существует такого $c \in \Delta$, что $a \rightarrow c$ и $c \rightarrow b$, то будем говорить, что a является *непосредственной причиной* b (или, что будем далее считать эквивалентным, b является *прямым последствием* a , действия a и b при этом являются *последовательными*). Будем обозначать это следующим образом: $a \downarrow b$.

Это позволяет выделить класс бинарных отношений, в которых у каждого действия существует не более одной непосредственной причины. Будем называть такие бинарные отношения *однозначными*.

Приведем пример неоднозначного бинарного отношения. Пусть a – пост, b – комментарий к этому посту, c – другой пост, при этом комментарий b содержит ссылку на пост c . Тогда, если считать справедливым $a \rightarrow b$ и $c \rightarrow b$, бинарное отношение является неоднозначным.

Если задано множество $A \subseteq \Delta$, то можно определить множество всех действий, являющихся последствиями действий из A :

$$\pi(A) = \{b \in \Delta \mid \exists a \in A \ a \rightarrow b\}.$$

Отметим, что для всех множеств $A \subseteq \Delta$ выполняется включение $A \subseteq \pi(A)$, которое справедливо в силу рефлексивности бинарного отношения.

Среди всех действий Δ выделим множество Δ^0 *начальных действий*, которые не являются последствиями какого-либо другого действия:

$$\Delta^0 = \{a \in \Delta \mid \forall b \in \Delta \ (b \rightarrow a) \Rightarrow (a = b)\}.$$

Заметим, что для однозначных бинарных отношений у каждого действия существует ровно одно начальное действие, являющееся его причиной. Поэтому множества $\pi(A)$ и $\pi(B)$ не пересекаются для любых непересекающихся $A, B \in \Delta^0$.

3.2. Учет предпочтений центра

Как было сказано ранее, существует множество методов для расчета влияния агентов АСС. Однако, как правило, за рамками рассмотрения остается вопрос о том, с чьей точки зрения и для каких целей оценивается влияние. Между тем этот вопрос является весьма важным, если трактовать влияние как способность побуждать других к тем или иным действиям.

Поэтому рассмотрим проблему расчета влияния с точки зрения управляющего органа (*центра*). Пусть центр определяет (исходя из собственных интересов, планов и т. п.), какие именно действия агентов в активной сетевой структуре являются значимыми (важно отметить, что значимые действия могут быть как желательными для центра, так и нежелательными). Для формализации точки зрения центра введем в рассмотрение *значимость множества действий* – функцию $\Phi(S)$, которая каждому множеству действий $S \subseteq \Delta$ ставит в соответствие неотрицательное вещественное число: $\Phi: 2^\Delta \rightarrow [0, +\infty)$.

Естественно предположить, что если к некоторому множеству действий добавить еще действия, то значимость множества увеличится (по крайней мере, не уменьшится). Поэтому далее будем считать, что значимость множества действий (будем также называть ее просто значимостью) является монотонно возрастающей функцией:

$$\text{если } A \subset B, \text{ то } \Phi(A) \leq \Phi(B). \quad (3.1)$$

Кроме того, примем естественное предположение о том, что хотя бы какие-то действия обладают положительной значимостью: $\Phi(\Delta) > 0$.

Важный класс функций значимости составляют *аддитивные* функции, для которых выполняется соотношение

$$\Phi(A \cup B) = \Phi(A) + \Phi(B)$$

для любых непересекающихся $A, B \in \Delta$.

Подчеркнем, что для решения конкретных прикладных задач функция значимости (здесь и далее будем называть так функцию Φ) должна быть корректно определена (включая выполнение свойства (3.1)). Немаловажным с практической точки зрения является также наличие эффективных алгоритмов расчета ее значения.

3.3. Влияние и влиятельность агентов

Перейдем к определению влияния на основе акциональной модели. Будем сразу определять влияние мета-агента в активной сетевой структуре (или мета-пользователя в онлайн-социальной сети), представляющего собой любое непустое подмножество множества агентов N .

В реальной активной сетевой структуре эти подмножества могут формироваться различным образом, как на основе изначально заданных (например, при регистрации нового пользователя в онлайн-социальной сети) индивидуальных свойств

(характеристик) отдельных агентов (жители одного города, сторонники определенной политической партии, люди определенного возраста и т.п.), так и на основе заранее рассчитанных параметров (в том числе зависящих от взаимосвязей внутри сети). Подчеркнем, что мета-агентом является как каждый отдельный агент $i \in N$ (одноэлементное подмножество $\{i\}$), так и множество всех агентов N .

Для каждого мета-агента $I \subseteq N$ определим множество $\delta \subseteq \Delta$ всех совершенных им (т. е. входящими в множество I агентами) действий

$$\delta_I = a \in \Delta \mid \alpha(a) \in I,$$

а также множество совершенных им начальных действий

$$\delta_I^0 = a \in \Delta^0 \mid \alpha(a) \in I.$$

Предварительное неформальное понимание влияния можно сформулировать следующим образом: влияние мета-агента $I \subseteq N$ на мета-агента $J \subseteq N$ велико, если деятельность агентов из множества J в достаточно большой степени обусловлена деятельностью агентов из множества I . Формализовать это понимание можно различным образом в зависимости от решаемой практической задачи.

Далее рассмотрим три вопроса, в зависимости от ответа на каждый из которых (ответы пронумерованы) понятие влияние мета-агента следует формализовать несколько различным образом.

Вопрос А. Оказывают ли влияние все действия (А1), либо только начальные (А2)? Предположим, что некий пользователь реальной онлайн-социальной сети не пишет оригинальных постов (т. е. не привносит в сеть какого-либо нового содержания), однако его репосты обладают большой популярностью. Если мы выбираем ответ А1, то такой пользователь является влиятельным, если же ответ А2 – не является.

Вопрос В. Интересует ли нас воздействие на действия мета-агента (В1) или воздействие на последствия действий мета-агента (В2)? Приведем гипотетический пример. Пользователь j написал несколько постов, и все они получили широкое распространение исключительно благодаря тому, что пользователь i сделал их репосты. Если мы выбираем ответ В1, то пользователь i не влияет на пользователя

j (который может даже не знать о его существовании). Однако если мы выбираем ответ В2, то влияние является большим: если бы не пользователь i , о пользователе j , возможно, никто бы не узнал.

Вопрос С. Считаем ли мы, что максимально возможное влияние на любого мета-агента принимает одно и то же значение, т. е. влияние является нормированной величиной (С1), либо нет (С2)? Ответ С1 в некотором смысле «уравнивает» пользователей с разным уровнем активности в сети. Это актуально в случае, когда центр интересуется не столько количество действий в сети, сколько количество совершивших их пользователей.

Комбинируя различные ответы на вопросы А-С, можно получить разные случаи (см. таблицу 2) и соответственно разные варианты формализации понятия влияния. Далее для функции влияния мета-агента I на мета-агента J будем использовать одно и то же обозначение $\chi(I, J)^{10}$, каждый раз явно оговаривая, какой именно случай рассматривается.

¹⁰ Для упрощения записи примем следующее соглашение: если аргументом функции влияния (влиятельности) является одноэлементное множество $\{i\}$ ($i \in N$), то вместо $\{i\}$ в аргументе будем писать i

Таблица 2 – Варианты формализации влияния

	В1 (воздействие на действия мета-агента)		В2 (воздействие на последствия действий мета-агента)	
	С1 (нормиро- ванное влия- ние)	С2 (ненормиро- ванное влияние)	С1 (нормиро- ванное влия- ние)	С2 (ненормиро- ванное влияние)
А1 (все действия)	Случай 1	Случай 2	Случай 3	Случай 4
А2 (началь- ные дей- ствия)	Случай 5	Случай 6	Случай 7	Случай 8

Рассмотрим каждый из случаев формализации влияния.

Случай 1. Сочетанию А1, В1, С1 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_I) \cap \delta_J)}{\Phi(\delta_J)}, & \Phi(\delta_J) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_J) = 0. \end{cases}$$

Нетрудно видеть, что в этом случае для любого $J \subseteq N$ такого, что $\Phi(\delta_J) > 0$, справедливо соотношение

$$\chi(I, J) \leq \frac{\Phi(\pi(\delta_N) \cap \delta_J)}{\Phi(\delta_J)} = \chi(N, J) = 1.$$

Аналогичное соотношение $\chi(I, J) \leq \chi(N, J) = 1$ справедливо для приведенных ниже случаев 3, 5, 7. Кроме того, для любого $I \subseteq N$ такого, что $\Phi(\delta_I) > 0$, справедливо $\chi(I, I) = 1$, т.е. каждый агент влияет на самого себя (это справедливо также для случая 3).

Случай 2. Сочетанию A1, B1, C2 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \Phi(\pi(\delta_I) \cap \delta_J).$$

Случай 3. Сочетанию A1, B2, C1 отвечает следующая функция влияния [82]:

$$\chi(I, J) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_I) \cap \pi(\delta_J))}{\Phi(\pi(\delta_J))}, & \Phi(\pi(\delta_J)) > 0; \\ 0, & \Phi(\pi(\delta_J)) = 0. \end{cases}$$

Случай 4. Сочетанию A1, B2, C2 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \Phi(\pi(\delta_I) \cap \pi(\delta_J)).$$

Случай 5. Сочетанию A2, B1, C1 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_I^0) \cap \delta_J)}{\Phi(\delta_J)}, & \Phi(\delta_J) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_J) = 0. \end{cases}$$

Случай 6. Сочетанию A2, B1, C2 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \Phi(\pi(\delta_I^0) \cap \delta_J).$$

Случай 7. Сочетанию A2, B2, C1 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_I^0) \cap \pi(\delta_J))}{\Phi(\pi(\delta_J))}, & \Phi(\pi(\delta_J)) > 0; \\ 0, & \Phi(\pi(\delta_J)) = 0. \end{cases}$$

Случай 8. Сочетанию A2, B2, C2 отвечает следующая функция влияния:

$$\chi(I, J) = \Phi(\pi(\delta_I^0) \cap \pi(\delta_J)).$$

Выделим важный частный случай, когда мета-агент J совпадает со всем множеством агентов (т. е. $J = N$) и функция влияния характеризует влияние мета-агента I на всю сеть, которое назовем *влиятельностью* и обозначим $\varepsilon(I)$:

$$\varepsilon(I) = \chi(I, N).$$

Тогда $\delta_J = \pi(\delta_J) = \Delta$ и ответ на вопрос В неважен. Выпишем значение влиятельности для каждого из восьми перечисленных выше случаев:

Случай 1 и случай 3:

$$\varepsilon(I) = \frac{\Phi(\pi(\delta_I))}{\Phi(\Delta)}.$$

Случай 2 и случай 4:

$$\varepsilon(I) = \Phi(\pi(\delta_I)).$$

Случай 5 и случай 7:

$$\varepsilon(I) = \frac{\Phi(\pi(\delta_I^0))}{\Phi(\Delta)}.$$

Случай 6 и случай 8:

$$\varepsilon(I) = \Phi(\pi(\delta_I^0)).$$

В зависимости от поставленной практической задачи влияние и влиятельность может быть вычислены в соответствии с одним из описанных случаев.

Свойства функции влияния. В данном подразделе сформулируем свойства функции влияния. Напомним, что функция влияния была определена выше для восьми различных случаев.

Начнем со свойства, которое выполняется для всех случаев.

Утверждение 3.1. Функция влияния $\chi(I, J)$ является монотонной по первому аргументу, т.е. если $I_1 \subseteq I_2$, то для любого J выполняется неравенство $\chi(I_1, J) \leq \chi(I_2, J)$.

Доказательство. Для случаев 1 и 2 утверждение доказывает следующая цепочка соотношений:

$$\begin{aligned} I_1 \subseteq I_2 &\Rightarrow \delta_{I_1} \subseteq \delta_{I_2} \Rightarrow \pi(\delta_{I_1}) \subseteq \pi(\delta_{I_2}) \Rightarrow \pi(\delta_{I_1}) \cap \delta_J \subseteq \pi(\delta_{I_2}) \cap \delta_J \Rightarrow \\ &\Rightarrow \Phi(\pi(\delta_{I_1}) \cap \delta_J) \leq \Phi(\pi(\delta_{I_2}) \cap \delta_J) \Rightarrow \chi(I_1, J) \leq \chi(I_2, J). \end{aligned}$$

Для прочих случаев доказательство проводится аналогично с учетом замены δ_{I_1} и δ_{I_2} на $\delta_{I_1}^0$ и $\delta_{I_2}^0$ соответственно, а также δ_J на $\pi(\delta_J)$. •

Приведенное выше утверждение означает, что чем «больше» мета-агент, тем больше его влияние, независимо от прочих обстоятельств.

Следующие два утверждения относятся к аддитивности функции влияния. Необходимо отметить, что свойство аддитивности является важным с вычислительной точки зрения, поскольку позволяет рассчитывать влияние мета-агентов (или на мета-агентов) как сумму влияний отдельных агентов (соответственно, на отдельных агентов).

Утверждение 3.2. Если бинарное отношение является однозначным, а функция значимости – аддитивной, то в случаях 5-8 функция влияния является аддитивной по первому аргументу, т.е. для любых $I_1, I_2, J \subseteq N, I_1 \cap I_2 = \emptyset$, выполняется равенство $\chi(I_1 \cup I_2, J) = \chi(I_1, J) + \chi(I_2, J)$.

Доказательство. Для случая 6 утверждение доказывает следующая цепочка соотношений:

$$\begin{aligned} \chi(I_1 \cup I_2, J) &= \Phi\left(\pi(\delta_{I_1 \cup I_2}^0) \cap \delta_J\right) = \Phi\left(\left(\pi(\delta_{I_1}^0) \cup \pi(\delta_{I_2}^0)\right) \cap \delta_J\right) = \\ &= \Phi\left(\left(\pi(\delta_{I_1}^0) \cap \delta_J\right) \cup \left(\pi(\delta_{I_2}^0) \cap \delta_J\right)\right) \stackrel{(*)}{=} \Phi\left(\pi(\delta_{I_1}^0) \cap \delta_J\right) + \Phi\left(\pi(\delta_{I_2}^0) \cap \delta_J\right) = \\ &= \chi(I_1, J) + \chi(I_2, J). \end{aligned}$$

Здесь при осуществлении ключевого логического перехода (*) использована аддитивность функции Φ , а также тот факт, что вследствие однозначности бинарного отношения множества $\pi(\delta_{I_1}^0)$ и $\pi(\delta_{I_2}^0)$ (а также, соответственно, $\pi(\delta_{I_1}^0) \cap \delta_J$ и $\pi(\delta_{I_2}^0) \cap \delta_J$) не пересекаются.

Для получения доказательства в случае 8 достаточно заменить δ_J на $\pi(\delta_J)$. Для получения доказательства в случае 5 (случае 7) следует промежуточные члены цепочки равенств разделить на $\Phi(\delta_J)$ (на $\Phi(\pi(\delta_J))$) (если $\Phi(\delta_J) = 0$ ($\Phi(\pi(\delta_J)) = 0$), то утверждение для случая 5 (случае 7) является тривиальным). •

Ясно, что влияние мета-агента также в данных случаях является аддитивной функцией: для любых непересекающихся множеств $I_1, I_2 \subseteq N$, выполняется равенство $\varepsilon(I_1 \cup I_2) = \varepsilon(I_1) + \varepsilon(I_2)$.

Утверждение 3.3. Если функция значимости является аддитивной, то в случаях 2 и 6 функция влиятельности является аддитивной по второму аргументу, т.е. для любых $I, J_1, J_2 \subseteq N, J_1 \cap J_2 = \emptyset$, выполняется равенство $\chi(I, J_1 \cup J_2) = \chi(I, J_1) + \chi(I, J_2)$.

Для случая 2 утверждение доказывает следующая цепочка соотношений:

$$\begin{aligned} \chi(I, J_1 \cup J_2) &= \Phi\left(\pi(\delta_I) \cap \delta_{J_1 \cup J_2}\right) = \Phi\left(\pi(\delta_I) \cap (\delta_{J_1} \cup \delta_{J_2})\right) = \\ &= \Phi\left(\left(\pi(\delta_I) \cap \delta_{J_1}\right) \cup \left(\pi(\delta_I) \cap \delta_{J_2}\right)\right) = \Phi\left(\pi(\delta_I) \cap \delta_{J_1}\right) + \Phi\left(\pi(\delta_I) \cap \delta_{J_2}\right) = \\ &= \chi(I, J_1) + \chi(I, J_2). \end{aligned}$$

Для получения доказательства в случае 6 достаточно заменить δ_I на δ_I^0 . •

Утверждение 3.4. Если бинарное отношение является однозначным, а функция значимости – аддитивной, то в случае 6 функция влиятельности является аддитивной по обоим аргументам, т. е. для любых $I_1, I_2, J_1, J_2 \subseteq N, I_1 \cap I_2 = J_1 \cap J_2 = \emptyset$, выполняется равенство

$$\chi(I_1 \cup I_2, J_1 \cup J_2) = \chi(I_1, J_1) + \chi(I_2, J_1) + \chi(I_1, J_2) + \chi(I_2, J_2).$$

Доказательство. Утверждение 3.2 (аддитивность по первому аргументу) справедливо для случаев 5-8, утверждение 3.3 (аддитивность по второму аргументу) – для случаев 2 и 6. Таким образом, для случая 6 справедливы оба утверждения, что и означает аддитивность по обоим аргументам. •

Утверждение 3.5. Если множество последствий действий мета-агента I содержится в множестве последствий действий мета-агента J , то влиятельность мета-агента I не превосходит влиятельности мета-агента J :

$$\pi(\delta_I) \subseteq \pi(\delta_J) \Rightarrow \varepsilon(I) \leq \varepsilon(J) \quad (\text{случаи 1-4}),$$

$$\pi(\delta_I^0) \subseteq \pi(\delta_J^0) \Rightarrow \varepsilon(I) \leq \varepsilon(J) \quad (\text{случаи 5-8}).$$

Доказательство.

Случаи 1-4:

$$\pi(\delta_i) \subseteq \pi(\delta_j) \xRightarrow{\text{в силу (1)}} \Phi(\pi(\delta_i)) \leq \Phi(\pi(\delta_j)) \xLeftrightarrow{\text{по определению}} \varepsilon(I) \leq \varepsilon(J).$$

Случаи 5-8:

$$\pi(\delta_i^0) \subseteq \pi(\delta_j^0) \xRightarrow{\text{в силу (1)}} \Phi(\pi(\delta_i^0)) \leq \Phi(\pi(\delta_j^0)) \xLeftrightarrow{\text{по определению}} \varepsilon(I) \leq \varepsilon(J).$$

•

Утверждение 3.6. Если влияние i -го агента на любого из агентов не меньше влияния на него j -го агента, то в случае 3 влиятельность i -го агента не меньше влиятельности j -го агента:

$$\forall k \in N \quad \chi(i, k) \geq \chi(j, k) \Rightarrow \varepsilon(i) \geq \varepsilon(j).$$

Если функция значимости является аддитивной, то утверждение является верным и для случаев 2 и 6.

Доказательство. Докажем утверждение для случая 3. Поскольку левая часть соотношения из утверждения 3.6 выполняется для всех k , она справедлива также для $k = i$ и $k = j$:

$$(*) \quad \chi(i, i) \geq \chi(j, i), \chi(i, j) \geq \chi(j, j).$$

Если $\varepsilon(j) = 0$, то неравенство $\varepsilon(i) \geq \varepsilon(j)$ очевидно. Пусть $\varepsilon(j) > 0$, при этом $\chi(j, j) = 1$. Тогда из (*) с учетом $0 \leq \chi(i, j) \leq 1$ вытекает, что $\chi(i, j) = 1$. Следовательно, $\varepsilon(i) > 0$. Поэтому выполняется

$$\frac{\chi(i, j)}{\chi(j, i)} \geq 1 \Rightarrow \frac{\Phi(\pi(\delta_i) \cap \pi(\delta_j)) / \Phi(\pi(\delta_j))}{\Phi(\pi(\delta_i) \cap \pi(\delta_j)) / \Phi(\pi(\delta_i))} \geq 1 \Rightarrow \frac{\varepsilon(i)}{\varepsilon(j)} \geq 1$$

Если функция значимости является аддитивной, то согласно утверждению 3 функция влияния в случаях 2 и 6 является аддитивной по второму аргументу, т. е.

$$\varepsilon(i) = \sum_{k \in N} \chi(i, k), \quad \varepsilon(j) = \sum_{k \in N} \chi(j, k)$$

Тогда $\varepsilon(i) \geq \varepsilon(j)$, поскольку по условию утверждения 3.6 $\forall k \in N$ $\chi(i, k) \geq \chi(j, k)$. •

Утверждение 3.7. Если влияние мета-агента I на мета-агента J больше влияния мета-агента J на мета-агента I , то в случае 3 влиятельность мета-агента I больше влиятельности мета-агента J :

$$\chi(I, J) > \chi(J, I) \Rightarrow \varepsilon(I) > \varepsilon(J).$$

Доказательство. Если $\chi(I, J) > \chi(J, I)$, то $\chi(I, J) > 0$, и, следовательно, $\chi(J, I) > 0$. Поэтому, исходя из определения влияния получаем:

$$\chi(I, J)\varepsilon(J) = \frac{\Phi(\pi(\delta_I) \cap \pi(\delta_J))}{\Phi(\Delta)} = \chi(J, I)\varepsilon(I) \Rightarrow \frac{\chi(I, J)}{\chi(J, I)} = \frac{\varepsilon(I)}{\varepsilon(J)}. \bullet$$

Утверждение 3.8. Если в результате совершения новых действий в сети ($\Delta' \supseteq \Delta$) влияние мета-агента I на мета-агента J увеличится, то в случаях 2, 4, 6 и 8 увеличится и влиятельность мета-агента I :

$$\chi_{\Delta'}(I, J) > \chi_{\Delta}(I, J) \Rightarrow \varepsilon_{\Delta'}(I) > \varepsilon_{\Delta}(I).$$

Доказательство. Докажем утверждение для случая 2. В силу того, что исходное множество действий расширилось, а функция значимости является монотонно возрастающей, справедливы следующие соотношения:

$$\Phi(\pi_{\Delta'}(\delta'_I) \cap \delta'_J) > \Phi(\pi_{\Delta}(\delta_I) \cap \delta_J) \Rightarrow \pi_{\Delta'}(\delta'_I) \cap \delta'_J \supset \pi_{\Delta}(\delta_I) \cap \delta_J^{11}.$$

Поскольку $\pi_{\Delta}(\delta_I) \cap \delta_J = \pi_{\Delta}(\delta_I) \cap \delta'_J$, то

$$\pi_{\Delta'}(\delta'_I) \cap \delta'_J \supset \pi_{\Delta}(\delta_I) \cap \delta'_J \Rightarrow \pi_{\Delta'}(\delta'_I) \supset \pi_{\Delta}(\delta_I) \Rightarrow \varepsilon_{\Delta'}(I) > \varepsilon_{\Delta}(I).$$

Аналогичные рассуждения применимы для случаев 4, 6 и 8. •

¹¹ Функция значимости в данном случае является продолжением исходной функции на множество Δ' . Также следует отметить, что нижний индекс Δ для той или иной функции означает, что функция никак не учитывает новые действия из Δ' (в том числе новые последствия действий из множества Δ).

3.4. Влияние и влиятельность структур

В данном разделе предлагается подход к определению влияния структур сети [88], включающих в себя узлы (например, учетные записи пользователей) и связи между ними. Содержательно связи между пользователями так же важны с точки зрения управления состоянием сети, поскольку являются теми «каналами», по которым распространяется информация, формирующая мнения людей и побуждающая их к тем или иным социальным, экономическим, политическим действиям.

Структурой сети S назовем множество, состоящее из агентов и упорядоченных пар агентов:

$$S = I \cup E, \text{ где } I \subseteq N, E \subseteq N \times N.$$

Упорядоченные пары будем понимать как агентов, действия первого из которых являются непосредственной причиной действий второго. Определим множество действий

$$\delta_E = \{b \in \Delta \mid \exists a \in \Delta (a \downarrow b) \wedge ((\alpha(a), \alpha(b)) \in E)\}.$$

Неформальное понимание влияния структуры можно сформулировать по аналогии с влиянием мета-агента: влияние структуры $S = I \cup E$ ($I \subseteq N, E \subseteq N \times N$) на мета-агента J велико, если деятельность агентов из множества J в достаточно большой степени обусловлена структурой S :

$$\chi(S, J) = \begin{cases} \frac{\Phi((\pi(\delta_I) \cup \pi(\delta_E)) \cap \delta_J)}{\Phi(\delta_J)}, & \Phi(\delta_J) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_J) = 0. \end{cases}$$

Будем считать, что $\Phi(\delta_J) > 0$ для любого $J \subseteq N$ (т. е. агентов, все действия которых в совокупности обладают нулевой значимостью, исключим из рассмотрения).

Если мета-агент J совпадает со всем множеством агентов (т. е. $J = N$), то влияние структуры S на всю сеть назовем *влиятельностью структуры* S и обозначим как $\varepsilon(S)$:

$$\varepsilon(S) = \chi(S, N) = \frac{\Phi(\pi(\delta_I) \cup \pi(\delta_E))}{\Phi(\Delta)}.$$

Ясно, что в силу того, что функция значимости является монотонно возрастающей функцией (см. раздел 3.2), влияние (на любого мета-агента) и влиятельность любой структуры лежат в отрезке $[0, 1]$.

Примечание. Упорядоченные пары агентов можно понимать как агентов, действия первого из которых являются причиной (прямой или косвенной) действий второго. Тогда множество действий, относящихся к E , определяется как $\delta_E = \{b \in \Delta \mid \exists a \in \Delta (a \rightarrow b) \wedge ((\alpha(a), \alpha(b)) \in E)\}$.

Рассмотрим теперь более общую постановку влияния структур на структуры. Обозначим множество действий структуры $S = V \cup E$ ($V \subseteq N$, $E \subseteq N \times N$):

$$\delta_S = \delta_V \cup \delta_E.$$

Определим множество всех действий, являющихся непосредственными последствиями действий из $A \subseteq \Delta$:

$$\pi^\downarrow(A) = \{b \in \Delta \mid \exists a \in A a \downarrow b\}.$$

Ориентированную связь (дугу) от мета-агента I к мета-агенту J , принадлежащую E , будем обозначать как (I, J) или IJ . Тогда множество действий:

$$\delta_{IJ} = \{b \in \Delta \mid \exists a \in \Delta (a \downarrow b) \wedge \alpha(a) = I \wedge \alpha(b) = J\}$$

или

$$\delta_{IJ} = \pi^\downarrow(\delta_I) \cap \delta_J$$

Тогда *влияние структуры S_1 на структуру S_2* определим следующим образом:

$$\chi(S_1, S_2) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_{S_1}) \cap \delta_{S_2})}{\Phi(\delta_{S_2})}, & \Phi(\delta_{S_2}) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_{S_2}) = 0. \end{cases}$$

Соответственно, *влиятельность структуры S_1* определим следующим образом:

$$\varepsilon(S_1) = \chi(S_1, N \cup Z) = \frac{\Phi(\pi(\delta_{S_1}))}{\Phi(\Delta)},$$

где $Z \subseteq N \times N$ – любое множество возможных дуг между агентами.

Рассмотрим несколько частных случаев.

1) Влияние и влиятельность мета-агента I является частным случаем влияния и влиятельности структуры $S = I$.

2) Влияние и влиятельность связи от мета-агента I к мета-агенту J является частным случаем влияния и влиятельности структуры $S = \{IJ\}$. В частности, влияние связи на мета-агента K определяется следующим образом:

$$\chi(\{IJ\}, K) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_{IJ}) \cap \delta_K)}{\Phi(\delta_K)}, & \Phi(\delta_K) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_K) = 0. \end{cases}$$

3) Можно рассмотреть возможность противоборства – влияние мета-агента K на влияние мета-агента I на мета-агента J . Это влияние в итоге сводится к следующему:

$$\chi(K, \{IJ\}) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_K) \cap \delta_{IJ})}{\Phi(\delta_{IJ})}, & \Phi(\delta_{IJ}) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_{IJ}) = 0. \end{cases}$$

3.5. Прогноз и информационное управление

Акциональная модель позволяет рассчитывать влиятельность агентов в различных разрезах – тематическом (распространение тех или иных информационных объектов), целевых аудиторий (реакция тех или иных пользователей) и пр. При прогнозировании интерес представляет в первую очередь временной разрез, поэтому остановимся на нем подробнее.

Рассмотрим равные последовательные интервалы времени $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m$ (это может быть час, сутки, неделя и т.п.). Поскольку каждое действие в сети осуществляется в определенный момент времени, при вычислении влияния агентов можно учитывать только действия, совершенные в эти интервалы. Введем соответствующее обозначение действий, совершенных i -м агентом в течение интервала τ :

$$\delta_i(\tau) = \bigcup_{a \in \Delta, j \in K, t \in \tau} a(i, j, t).$$

Тогда влияние действий i -го агента, совершенных в течение интервала τ , определим следующим образом:

$$\varepsilon_i(\tau) = \Phi(\pi(\delta_i(\tau))).$$

Подчеркнем, что, согласно этому определению, влияние агента определяется всеми последствиями действий агента, полученными не только в период τ , но и позднее. Например, написанный в октябре пост может вызвать бурную дискуссию (а его автор – обрести высокую влияние) в ноябре.

Далее, прогноз влияния i -го агента в следующий интервал времени τ_{m+1} может быть составлен стандартными методами анализа временных рядов на основе ряда значений влияния в предыдущие интервалы: $\varepsilon_i(\tau_1), \varepsilon_i(\tau_2), \dots, \varepsilon_i(\tau_m)$.

Предположим, что управляющий орган (центр) может выполнить прогноз влияния агентов в следующий интервал времени ($\tilde{\varepsilon}$). Управляющее воздействие заключается в том, чтобы зарезервировать под свои нужды частоту действий агентов (от 0 до 1):

$$u = (u_1, u_2, \dots, u_N)$$

Выигрыш центра будет зависеть от влияния агентов и зарезервированных частот:

$$H(\tilde{\varepsilon}, u) = \sum_{i \in N} \tilde{\varepsilon}_i u_i$$

Следуя традиции теории управления организационными системами, запишем целевую функцию центра в следующем виде:

$$\mathcal{F}(\tilde{\varepsilon}, u) = H(\tilde{\varepsilon}, u) - c(u)$$

где $c(u)$ – затраты центра на осуществление управляющих воздействий, которые можно определить следующим образом:

$$c(u) = \sum_{i \in N} \frac{u_i}{1 - u_i}.$$

Т. е. чем больше зарезервированная частота, тем больше затраты центра (см. рисунок ниже).

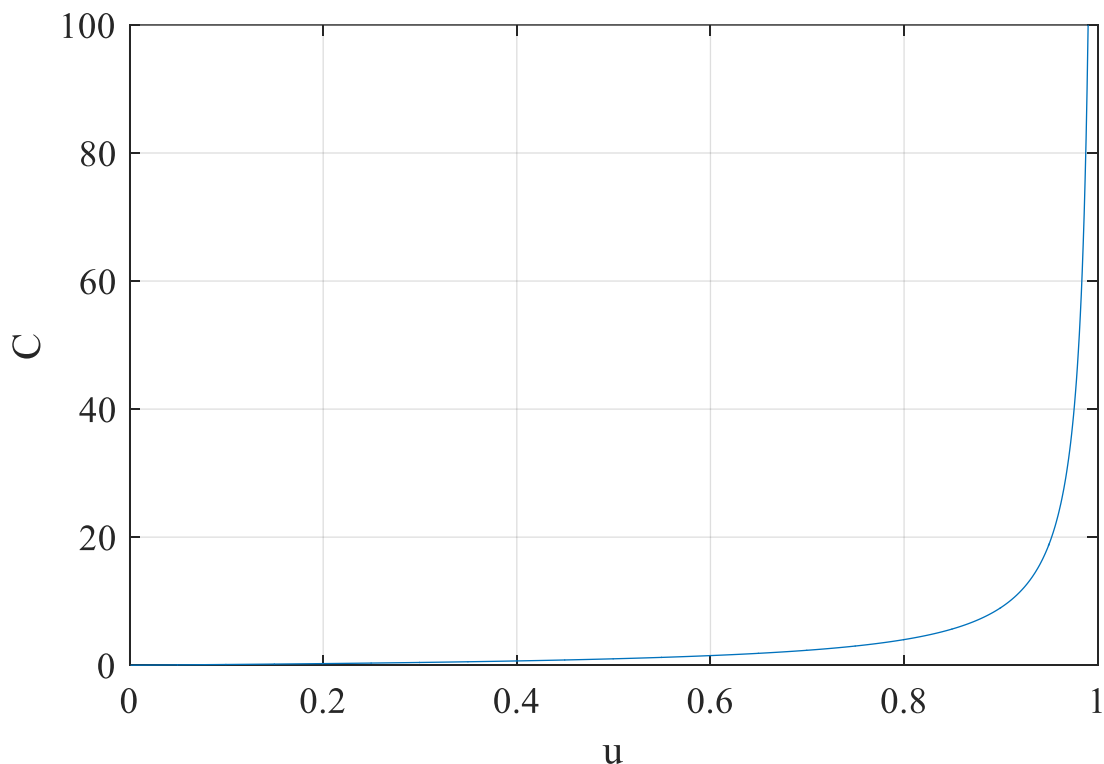


Рисунок 50 – Функция затрат центра на резервирование частоты действий агента

Задача управления примет вид следующей оптимизационной задачи:

$$\mathcal{F}(\tilde{\xi}, u) = \sum_{i \in N} \tilde{\xi}_i u_i - \frac{u_i}{1 - u_i} \rightarrow \max_{\{0 \leq u_i < 1\}}.$$

Решение этой задачи выглядит следующим образом:

$$u_i^* = 1 - \sqrt{\frac{1}{\tilde{\xi}_i}}.$$

Содержательно, чем влиятельнее пользователь, тем большая его частота резервируется под нужды центра. Частоты пользователей с влиятельностью меньше 1 не резервируются.

3.6. Методы расчета влиятельности и имитационное моделирование

В данном разделе проиллюстрирована связь влиятельности агентов по акциональной модели с мерами структурной центральности для имитационной модели распространения действий, которая основывается на одной из двух основополагающих моделей распространения активности в социальных сетях – модели независимых каскадов (ICM) [337]. Параметром этой модели является вероятность распространения активности по ребру сети.

Имитационное моделирование распространения действий в активной сетевой структуре осуществляется следующим образом. Для каждого значения вероятности «возбуждения» действия по ребру сети из некоторого фиксированного множества запускается серия экспериментов, в которых происходит стохастическое распространение каскада действий в сети от выполняющих начальные действия агентов к остальным агентам. В результате чего для каждой вероятности происходит заполнение соответствующей матрицы действий, элементом которой является число ответных действий агента сети, прямо или косвенно инициированных начальными действиями агента-инициатора. В дальнейшем эта матрица

действий используется для расчета влиятельности агентов – инициаторов начальных действий.

Расчет влиятельности по начальным действиям

Ненормированная влиятельность агентов активных сетевых структур по начальным действиям рассчитывается на основе введенной ранее акциональной модели (случай 5 функции влияния). При расчете влиятельности для простоты считается, что (1) значимость любой совокупности действий зависит аддитивно от каждого из них, (2) значимость любого действия равна единице.

Расчет структурных центральностей

Для проведения сравнительного анализа используются следующие виды структурных центральностей (исследование нескольких десятков мер центральности, выполненный в работе [248], показало, что представленные ниже меры являются достаточно представительными).

1. *Центральность вершины по степени* (degree centrality) – число инцидентных вершине ребер в графе.

2. *Центральность вершины по близости* (closeness centrality) – величина обратная сумме расстояний от вершины до всех остальных вершин графа. Центральность i -ой вершины

$$c_{clo}(i) = \left(\frac{A_i}{N-1} \right)^2 \cdot \left(\frac{1}{C_i} \right)$$

где A_i – число достижимых вершин из i -ой вершины, N – число вершин в графе, C_i – сумма расстояний от i -ой вершины до всех остальных достижимых вершин. Если достижимых вершин нет, то центральность равна 0.

3. *Центральность вершины по посредничеству* (betweenness centrality) – оценивает то, как часто вершина появляется на кратчайших путях между парами вершин графа. Центральность i -ой вершины

$$c_{bet}(i) = \sum_{j,k \neq i} \frac{n_{jk}(i)}{N_{jk}}$$

где $n_{jk}(i)$ – число кратчайших путей, соединяющих j и k , которые проходят через вершину i , а N_{jk} – общее число кратчайших путей, соединяющих j и k .

4. *Центральность вершины по Pagerank* является результатом случайного блуждания по сети: в текущем узле с некоторой вероятностью (обычно 0.85) в качестве следующего выбирается один из соседних узлов, в противном случае (или если соседи отсутствуют) в качестве следующего узла выбирается один из всего множества узлов сети. Значение центральности узла – среднее время, проведенное на узле в процессе случайного блуждания.

Результаты имитационного моделирования для различных топологий графов (цепочки, дерева, графа флорентийских семей и т. д.) позволяют сделать следующие выводы: влияние агента по начальным действиям при небольшой вероятности распространения действий по ребру сети хорошо соответствует его центральности по степени, при большой вероятности распространения действий хорошо соответствует его центральности по близости. Соответствие влияния по начальным действиям центральностям по посредничеству и PageRank сильно зависит от топологии сети.

Приведем пару примеров сетей для следующих параметров имитационной модели: $P = x: x = 1 - \frac{(i-20)^2}{20^2}, i \in 0,1, \dots, 20$ – вероятности копирования действия по ребру графа, $M = 10^6$ – количество экспериментов.

Пример 3.1. Рассмотрим цепочку из 11 агентов. На рисунке 51 показана взаимосвязь между парами структурных центральностей.

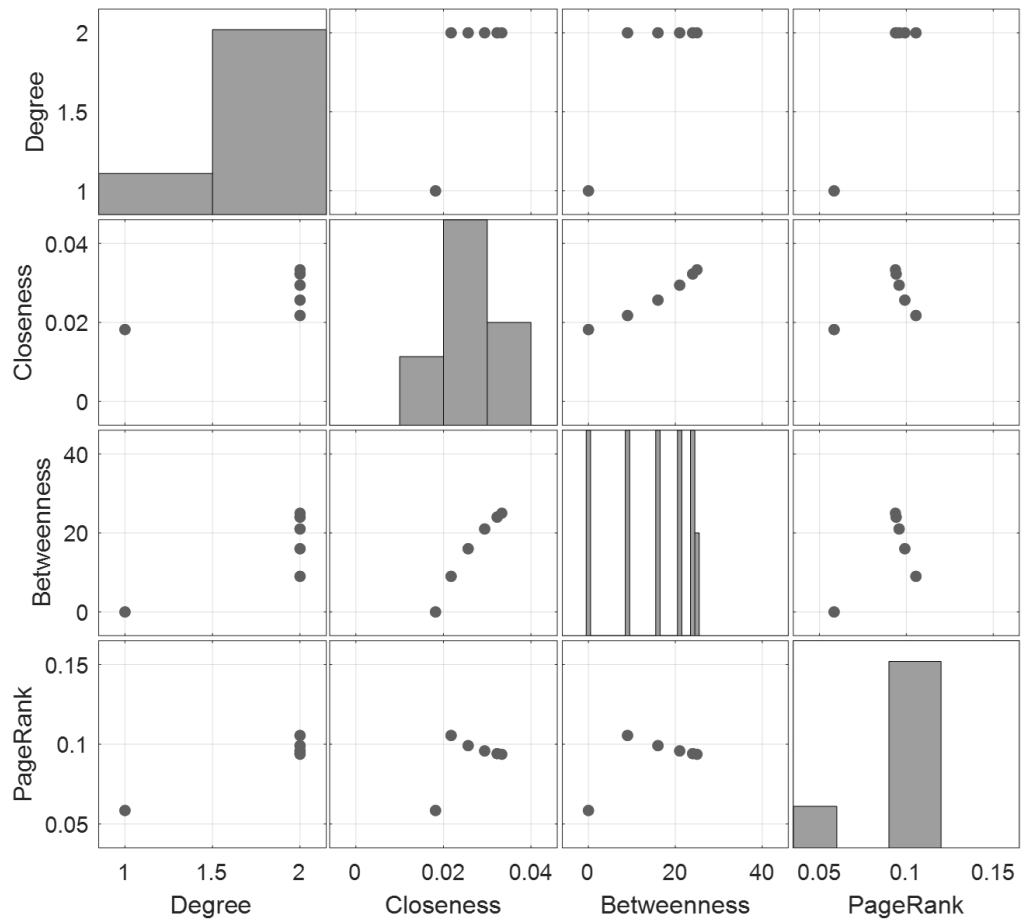


Рисунок 51 – Связь структурных центральностей между собой

Из рисунка видно, что, во-первых, в сети распределения вершин по центральностям являются разными (например, сеть примерно однородна по степени вершин и сильно неоднородна по посредничеству), и, во-вторых, зависимости между центральностями не являются линейными. Это в свою очередь означает, что корреляционные зависимости между центральностями и влиятельностью должны быть разными. На рисунке 52 приведены графики корреляций Пирсона между влиятельностью по начальным действиям (для каждой вероятности копирования) и структурными центральностями.

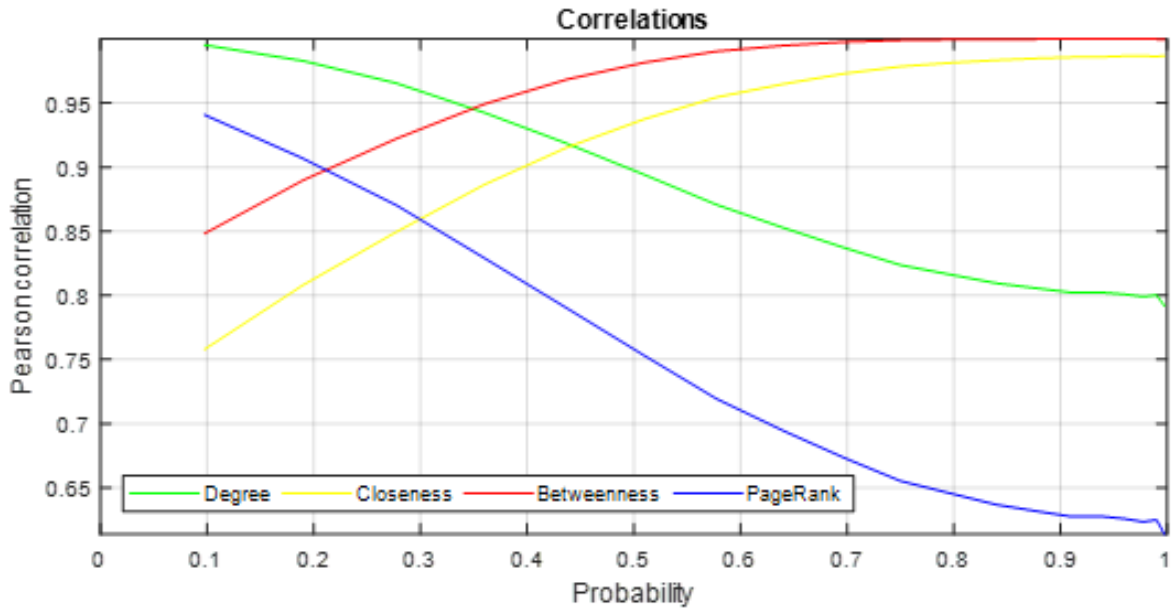


Рисунок 52 – Графики корреляций между влиятельностью по акциональной модели для разных значений вероятности и структурными центральностями

И, действительно, графики кривых разбиваются на две группы: (1) близость и посредничество, (2) степень и Pagerank. Графики первой группы характеризуются монотонным ростом кривых, графики второй группы характеризуются монотонным убыванием кривых. Это означает, в частности, что влиятельность агента по начальным действиям при небольшой вероятности распространения действий по ребру сети хорошо соответствует его центральности по степени, при большой вероятности распространения действий хорошо соответствует его центральности по близости.

Отметим, что для цепи можно рассчитать математическое ожидание ненормированной влиятельности i -го агента по начальным действиям без выполнения вычислительных экспериментов следующим образом:

$$M\xi_i(p) = 1 + \frac{p(2 - p^{m-i} - p^i)}{1 - p}.$$

Пример 3.2. В следующем примере рассматривается «реальная» сеть родственных и торговых связей между известными флорентийскими семьями периода Возрождения [378]. Неориентированный граф сети представлен на рисунке 53 (количество агентов в сети $n = 16$).

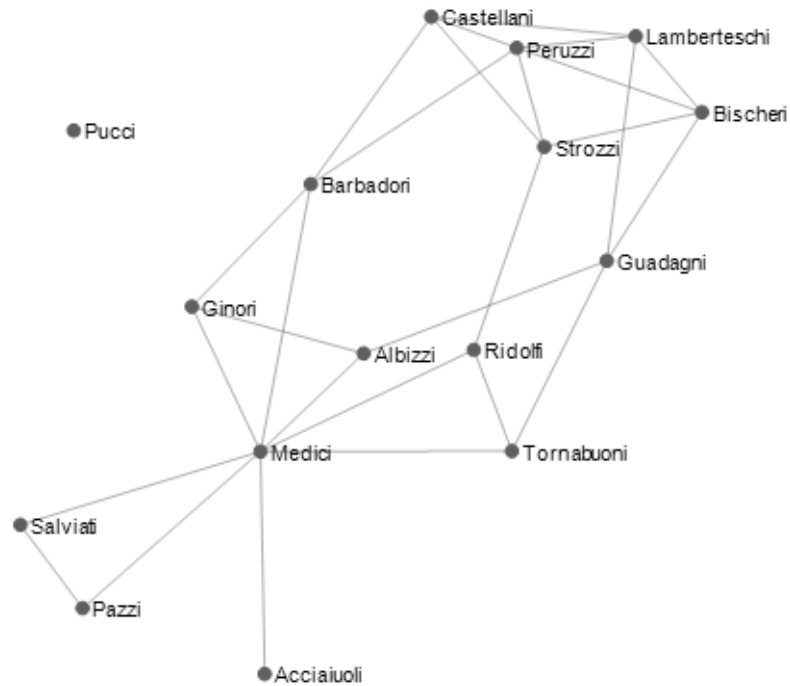


Рисунок 53 – Граф сети

На рисунке 54 показано то, как связаны между собой различные структурные центральности такого графа.

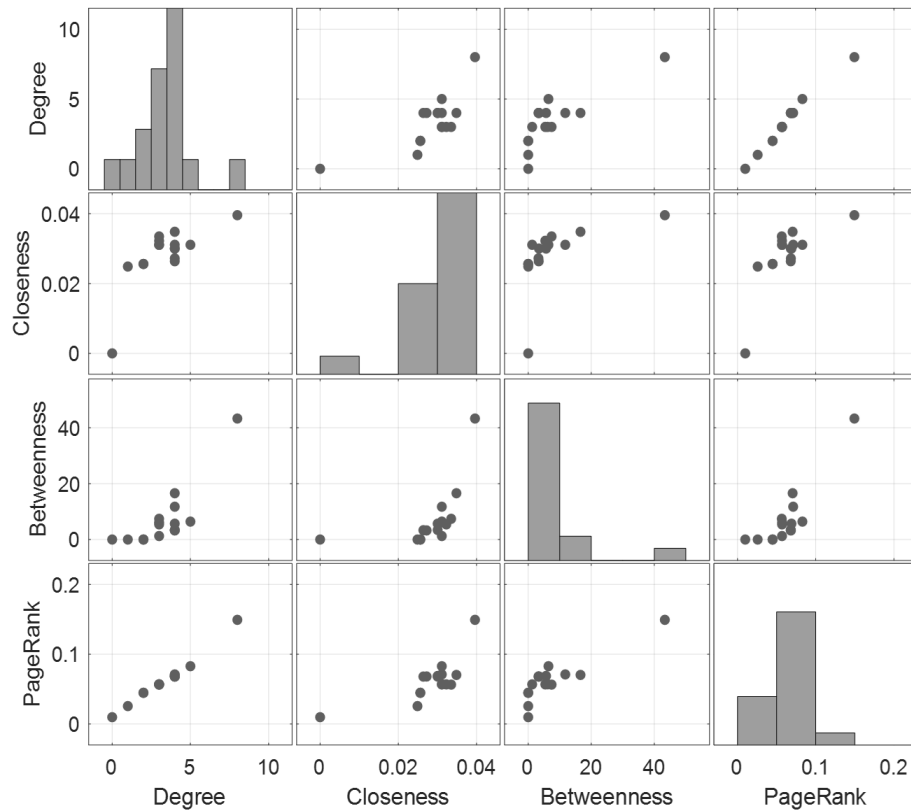


Рисунок 54 – Связь структурных центральностей между собой

Графики распределений показывают, в частности, что несмотря на высокие значения центральности вершин по близости, значения посредничества большинства из них низкие. Это означает, что большая часть вершин лежит в стороне от кратчайших путей между вершинами сети. На диаграммах рассеяний можно увидеть два выброса: это семья Русси (низкие значения центральностей) и семья Медичи (высокие значения центральностей). В целом линейная зависимость четко прослеживается для двух центральностей: Degree и PageRank. Графики корреляций Пирсона между влиятельностью по начальным действиям (для каждой вероятности копирования) и структурными центральностями приведены на рисунке 55.

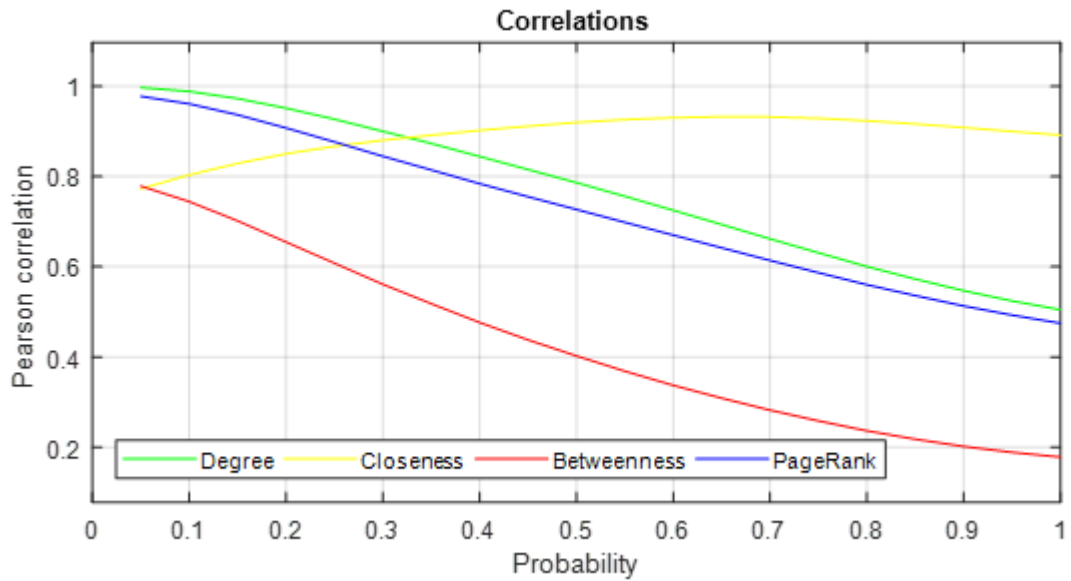


Рисунок 55 – Графики корреляций между влиятельностью по акциональной модели для разных значений вероятности и структурными центральностями

По близости и степени можно сделать выводы аналогичные предыдущему примеру: влиятельность агента по начальным действиям при небольшой вероятности распространения действий по ребру сети хорошо соответствует его центральности по степени, при большой вероятности распространения действий хорошо соответствует его центральности по близости.

Краткие выводы по третьей главе

Рассмотрены первый и второй уровень иерархии моделей АСС диссертационной работы, в отличие от второй главы в данной главе предметом рассмотрения являются не компоненты представлений агента АСС, которые на практике часто не наблюдаемы, а совершаемые агентами АСС действия, которые могут повлиять на представления агентов, а затем и побудить их к действию.

Введена и проанализирована модель информационного влияния – модель распространения действий в АСС. На ее основе предложен подход к анализу информационного влияния в АСС, в котором учитываются интересы управляющего субъекта. Формализованы различные случаи влияния и влиятельности агентов и структур АСС, исследованы свойства предложенных функций влияния и влиятельности. Поставлены и решены примеры задач прогноза и управления действиями агентов АСС.

Глава 4. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИНФОРМАЦИОННОГО ПРОТИВОБОРСТВА В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ

В данной главе рассмотрены задачи информационного противоборства, которые появляются на самом верхнем уровне иерархии моделей АСС (см. п. 1.1).

В разделе 4.1 рассматривается общая постановка задачи информационного противоборства в АСС и соответствующие ей примеры теоретико-игровых моделей. В разделе 4.2 рассматривается модель распределенного информационного управления членами АСС, для которой формулируются условия согласования интересов управляющих субъектов, осуществляющих информационные воздействия на агентов АСС. В разделе 4.3 рассматривается модель информационного противоборства для случая двух управляющих субъектов с несовпадающими интересами – нападающего и защитника. Проводится анализ информационной эпидемии (мнение распространяется в сети от одного активного агента к другому пассивному агенту) в сети и защиты от нее. Для такой задачи информационного противоборства приводится алгоритм сведения к биматричной игре. Для частного случая активной сетевой структуры – полного графа – доказывається, что существует хотя бы одно равновесие Нэша такой игры. Для биматричной игры также показывается, что стратегическая рефлексия приводит к уменьшению числа равновесий Нэша и может привести к лучшим результатам для игроков. Наконец, в разделе 4.4 рассматривается ряд моделей, показывающих возможность и целесообразность использования аппарата теории игр для описания процесса и результата информационного противоборства в АСС.

Изложенные в данной главе результаты опубликованы в работах [51, 60, 74, 75, 94, 96, 100, 104, 261, 262, 311].

В контексте описанной в главе 1 концептуальной модели АСС материал данной главы охватывает модельную цепочку «информационное противоборство → информационное управление → представление агента → действие агента → информационное влияние → ...» (см. рисунок 56).

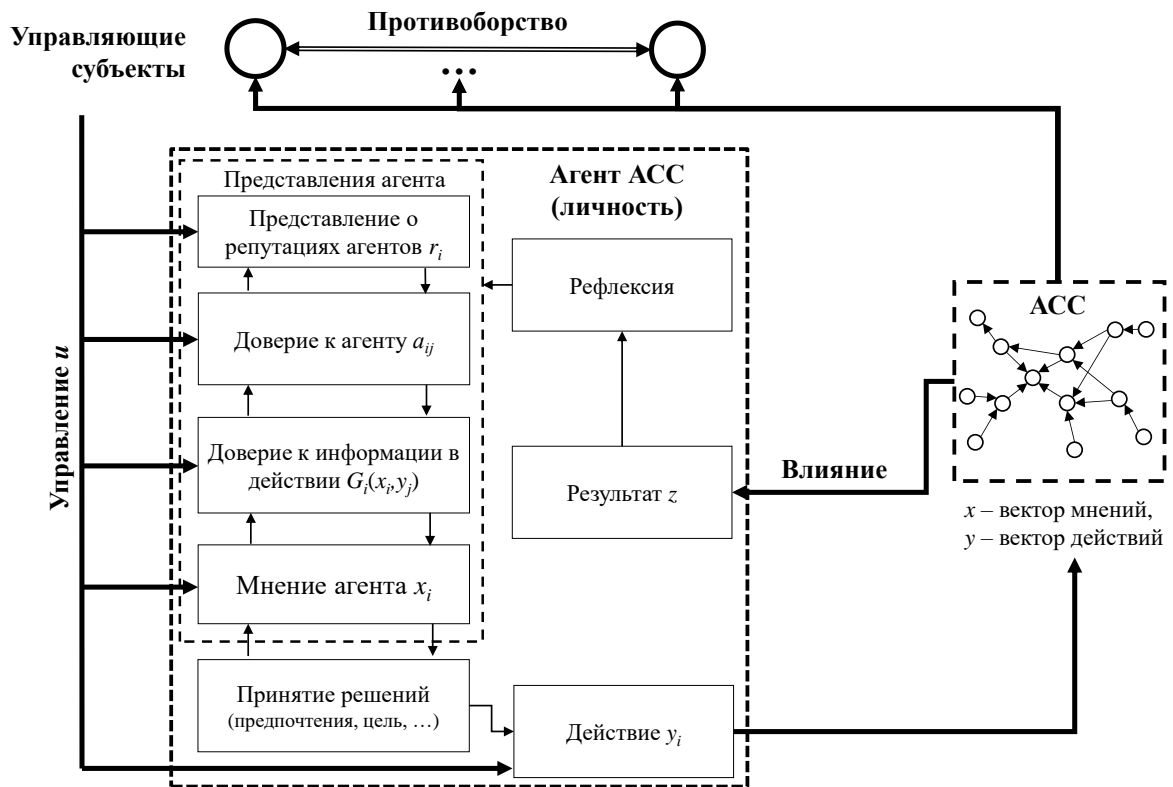


Рисунок 56 – Предмет исследования в главе 4

4.1. Теоретико-игровая модель информационного противоборства.

Общая постановка

Пусть существует множество *игроков*, имеющих возможность влиять на начальные мнения агентов и заинтересованных в формировании определенных их итоговых мнений. Отметим, что агенты в рассматриваемых моделях, как правило, просты – они меняют свои мнения в соответствии с заданным линейным законом

учитывая мнения других агентов. В отличие от агентов, игроки активны, имеют собственные интересы и возможность, выбирая собственные действия, влиять на агентов¹². Опишем возникающую между игроками игру.

Обозначим:

$M = \{1, 2, \dots, m\}$ – множество игроков,

$u_{ij} \in U_{ij} = [-r_{ij}; R_{ij}]$ – действие j -го игрока по изменению мнения i -го агента,

$r_{ij}, R_{ij} \geq 0$, $\mathbf{u} = \|\mathbf{u}_{ij}\|$, $\mathbf{u}_j = (u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{nj}) \in U_j = \prod_{i \in N} U_{ij}$, $u_i = \sum_{j \in M} u_{ij}$,

$\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ – вектор «воздействий»,

$g_j(X): \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^1$ – целевая функция j -го игрока, $i \in N, j \in M$.

Будем считать, что воздействия игроков на мнение каждого из агентов аддитивны. Тогда итоговое мнение будет

$$X_i(\mathbf{u}) = \sum_{j \in N} A_{ij}^{\infty} [x_j^0 + \sum_{k \in M} u_{jk}] = \sum_{j \in N} A_{ij}^{\infty} x_j^0 + \sum_{j \in N} A_{ij}^{\infty} \sum_{k \in M} u_{jk}, \quad i \in N. \quad (4.1)$$

Каждый из игроков в общем случае имеет возможность влиять на начальные мнения всех агентов (в случае отсутствия такой возможности следует положить нижнюю и верхнюю границы соответствующего множества U_{ij} допустимых действий равными нулю).

Обозначая $G_j(\mathbf{u}) = g_j(X_1(\mathbf{u}), X_2(\mathbf{u}), \dots, X_n(\mathbf{u}))$, $j \in M$, и считая, что игроки выбирают свои действия однократно, одновременно и независимо, получим игру $\Gamma = (M, \{U_j\}_{j \in M}, \{G_j(\cdot)\}_{j \in M})$ в нормальной форме, определяемую заданием соответственно множества игроков, их множеств допустимых действий и целевых функций [112]. Имея игру в нормальной форме, можно исследовать ее равновесия, определять «на ней» кооперативные, повторяющиеся и другие виды игр (см. классификацию в [112]).

Пример 4.1. Пусть целевые функции игроков линейны:

$$g_j(X) = \sum_{i \in N} \beta_{ji} x_i^0, \quad j \in M.$$

Подставляя в целевые функции выражение (4.1), получим:

¹² Такой подход не исключает возможности совпадения некоторых агентов и игроков – совмещение двух ролей (управляющего органа и управляемой системы) одним субъектом.

$$G_l(\mathbf{u}) = \sum_{i \in N} \beta_{li} \sum_{j \in M} A_{ij}^{\infty} x_j^0 + \sum_{i \in N} \beta_{li} \sum_{j \in N} A_{ij}^{\infty} \sum_{k \in M} u_{jk}, l \in M. \quad (4.2)$$

От выбранных игроками действий зависит только второе слагаемое. Обозначим $\gamma_{lj} = \sum_{i \in N} \beta_{li} A_{ij}^{\infty}$, $l \in M$. В силу линейности целевых функций игроков по их действиям, в рассматриваемой игре существует равновесие в доминантных стратегиях \mathbf{u}^d [112], когда l -й игрок будет выбирать независимо от других игроков действие, максимизирующее $\sum_{j \in M} \gamma_{lj} u_{jl}$, то есть:

$$u_{jl}^d = \begin{cases} -r_{jl}, & \text{если } \gamma_{lj} < 0 \\ R_{jl}, & \text{если } \gamma_{lj} \geq 0 \end{cases}, j \in N, l \in M. \quad (4.3)$$

Содержательно выражение (4.3) означает, что каждый игрок осуществляет на каждого агента максимально возможное воздействие, знак которого зависит от того, к каким итоговым изменениям мнения этого агента приведет данное воздействие («ценности» этих изменений для игроков определяются величинами $\{\gamma_{lj}\}$). •

Пример 4.2. Пусть имеются два игрока, преследующих несовпадающие цели. Перенумеруем агентов таким образом, что первый игрок имеет возможность влиять на начальное мнение первого агента, а второй игрок – второго агента. Обозначим эти аддитивные воздействия $u_1 \in U_1$ и $u_2 \in U_2$ соответственно.

Тогда результирующие мнения агентов имеют следующий вид:

$$X_i(u_1, u_2) = \sum_{j \in N} A_{ij}^{\infty} x_j^0 + A_{i1}^{\infty} u_1 + A_{i2}^{\infty} u_2, i \in N. \quad (4.4)$$

Обозначим $\mathbf{X}(u_1, u_2)$ – вектор мнений агентов с компонентами (4.4). Равновесие Нэша (u_1^*, u_2^*) имеет вид:

$$\begin{aligned} \forall u_1 \in U_1 \quad g_1(\mathbf{X}(u_1^*, u_2^*)) &\geq g_1(\mathbf{X}(u_1, u_2^*)), \\ \forall u_2 \in U_2 \quad g_2(\mathbf{X}(u_1^*, u_2^*)) &\geq g_2(\mathbf{X}(u_1^*, u_2)). \end{aligned} \quad (4.5)$$

В силу достаточно простой аддитивной зависимости (4.4) результирующих мнений агентов от управлений (действий игроков), можно рассматривать на базе данной модели игры с фиксированной последовательностью ходов (иерархиче-

ские игры) [41, 112, 131], содержательно интерпретируемые как игры «нападение-защита».

Рассмотренная в настоящем примере модель легко обобщается на случай, когда каждый из игроков может воздействовать на начальные мнения любого множества агентов. •

Пример 4.3. Пусть имеются два игрока, каждый из которых имеет возможность влиять на начальное мнение одного из агентов из множеств $N_1 \subseteq N$ и $N_2 \subseteq N$ соответственно, причем $N_1 \cap N_2 = \emptyset$. Тогда действия игроков будут заключаться в выборе, на кого из «управляемых» ими агентов воздействовать. Так как множества возможных действий в этом случае конечны, то, рассчитав соответствующие выигрыши, получим стандартную биматричную игру [37], в которой можно аналитически искать равновесие в чистых и/или смешанных стратегиях. •

Отметим, что, формулируя теоретико-игровую информационного противоборства, мы предположили, что игроки выбирают свои действия однократно, одновременно и независимо, то есть разыгрывают *игру в нормальной форме* [112]. Это же предположение останется в силе и в модели распределенного контроля, к описанию которой мы и переходим.

4.2. Распределенный контроль и согласование интересов

Во многих реальных системах один и тот же агент оказывается подчинен одновременно нескольким управляющим органам – *центрам*, находящимся либо на одном, либо на различных уровнях иерархии. Первый случай называется *распределенным контролем* [229, 357], второй – *межуровневым взаимодействием* [169, 174]. Наиболее ярким примером распределенного контроля являются *матричные структуры управления* [111, 171].

В настоящем разделе рассматривается распределенный контроль в активных сетевых структурах, когда субъекты, осуществляющие информационные воздействия на членов АСС, могут иметь, в общем случае, несовпадающие интересы.

Условно систему с распределенным контролем (РК), состоящую из k управляющих органов – *центров* и одного управляемого субъекта – *агента*, можно представить в виде, приведенном на рисунке 57.

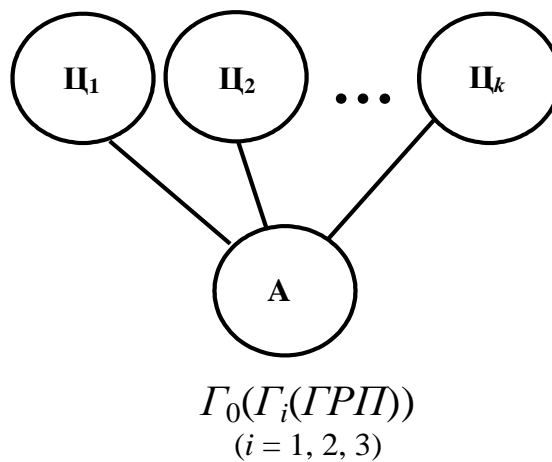


Рисунок 57 – Структура системы с распределенным контролем

В модели распределенного контроля центры, осуществляющие управление агентом, оказываются вовлеченными в «игру» (на рисунке 57 эта «игра в нормальной форме» условно обозначена Γ_0 ; она разыгрывается «над» набором иерархических игр (Γ_1 , Γ_2 или Γ_3 [170]), в каждой из которых поведение агента описывается гипотезой рационального поведения – ГРП [112]). Равновесие этой игры имеет достаточно сложную структуру. В частности, можно выделить два устойчивых режима взаимодействия центров – режим сотрудничества и режим конкуренции [174].

В *режиме сотрудничества* центры действуют совместно, что позволяет добиваться требуемых результатов деятельности управляемого агента с использованием минимального количества ресурсов.

В *режиме конкуренции*, который возникает, если цели центров различаются достаточно сильно, ресурсы расходуются неэффективно.

Приведем, следуя [171], простейшую (базовую) модель распределенного контроля, на основе которой затем сформулируем задачу распределенного контроля для активной сетевой структуры. Пусть организационная система (ОС) состоит из одного агента и k центров. Стратегией агента является выбор *действия* $y \in A$, что требует от него затрат $c(y)$. Каждый центр получает от деятельности агента «доход», описываемый функцией $H_i(y)$, и несет затраты $\sigma_i(y)$ на изменение мнений и/или действий агента (далее – *затраты центра*), $i \in K = \{1, 2, \dots, k\}$ – множеству центров. Таким образом, целевая функция i -го центра имеет вид

$$\Phi_i(\sigma_i(\cdot), y) = H_i(y) - \sigma_i(y), \quad i \in K, \quad (4.6)$$

а целевая функция агента:

$$f(\{\sigma_i(\cdot)\}) = \sum_{i \in K} \sigma_i(y) - c(y). \quad (4.7)$$

Порядок функционирования следующий: центры одновременно и независимо выбирают, какие мнения они будут пытаться формировать у агента (тем самым определяются затраты центров), который затем выбирает свое действие. Ограничимся рассмотрением множества *Парето-эффективных* равновесий Нэша игры центров, в которых, как показано в [127, 174] их стратегии имеют вид

$$\sigma_i(x, y) = \begin{cases} \lambda_i, & y = x \\ 0, & y \neq x \end{cases}, \quad i \in K. \quad (4.8)$$

Содержательно, центры договариваются о том, что будут побуждать агента выбирать действие $x \in A$ – *план* – и вместе нести затраты, деля их между собой тем или иным эффективным по Парето образом (см. ниже). Такой режим взаимодействия центров называется режимом сотрудничества.

Из условий оптимальности по Парето следует, что сумма затрат центров в случае выполнения агентом плана, равна его затратам (обобщение принципа компенсации затрат [171] на системы с распределенным контролем), то есть:

$$\sum_{i \in K} \lambda_i = c(x). \quad (4.9)$$

Условие выгоды сотрудничества для каждого из центров можно сформулировать следующим образом: в режиме сотрудничества каждый центр должен получить полезность не меньшую, чем он мог бы получить, осуществляя воздействие на агента в одиночку (компенсируя последнему затраты по выбору наиболее выгодного для данного центра действия). Полезность i -го центра от «самостоятельного» взаимодействия с агентом в силу результатов решения соответствующих задач, приведенных в [171], равна

$$W_i = \max_{y \in A} [H_i(y) - c(y)], i \in K. \quad (4.10)$$

Обозначим $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k) \in \mathcal{R}_+^k$, через

$$S = \{x \in A \mid \exists \lambda \in \mathcal{R}_+^k: H_i(x) - \lambda_i \geq W_i, i \in K, \sum_{i \in K} \lambda_i = c(x)\} \quad (4.11)$$

обозначим множество таких действий агента, для реализации которых сотрудничество выгодно для центров. Множество пар $x \in S$ и соответствующих векторов λ называется *областью компромисса*:

$$\Lambda = \{x \in A, \lambda \in \mathcal{R}_+^k \mid H_i(x) - \lambda_i \geq W_i, i \in K, \sum_{i \in K} \lambda_i = c(x)\}. \quad (4.12)$$

Режим сотрудничества по определению имеет место, если область компромисса не пуста: $\Lambda \neq \emptyset$. В режиме сотрудничества агент получает нулевую полезность. Обозначим

$$W_0 = \max_{y \in A} [\sum_{i \in K} H_i(y) - c(y)]. \quad (4.13)$$

Основным результатом исследования распределенного контроля является следующий критерий: область компромисса не пуста тогда и только тогда, когда [174]:

$$W_0 \geq \sum_{i \in K} W_i. \quad (4.14)$$

Таким образом, критерием реализуемости режима сотрудничества является условие (4.14). Содержательно оно означает, что, действуя совместно, центры могут получить бóльшую суммарную полезность, чем действуя в одиночку. Разность $W_0 - \sum_{i \in K} W_i$ может интерпретироваться как мера согласованности интересов центров и характеристика эмерджентности ОС.

Если условие (4.14) не выполнено и $\Lambda = \emptyset$, то имеет место режим конкуренции центров, характеризуемый так называемым аукционным решением. Упорядочим (перенумеруем) центры в порядке убывания величин $\{W_i\}: W_1 \geq W_2 \geq \dots \geq W_k$. Победителем будет первый центр (то есть – имеющий максимальный ресурс), который предложит агенту, помимо компенсации затрат, полезность, на сколь угодно малую величину превышающую W_2 .

Общая технология постановки и решения задач согласования интересов элементов систем с распределенным контролем.

В соответствии с [12] технология заключается в следующем:

1) Описывается состав и структура системы, состоящей, как минимум, из нескольких управляющих органов и одного или нескольких управляемых ими агентов на более низких уровнях иерархии.

2) Задается порядок функционирования: центры одновременно и независимо выбирают управления и сообщают их агентам, которые затем, в свою очередь, одновременно и независимо выбирают свои действия при известных управлениях.

3) Задаются целевые функции и множества допустимых действий участников. При этом обычно предполагается, что управления центров аддитивно входят в целевую функцию каждого из агентов, а управления, сообщаемые каждым из центров разным агентам, также входят аддитивно в целевую функцию первого.

4) Обосновывается, что при рассмотрении эффективных по Парето равновесий Нэша игры центров последним достаточно ограничиться квазикомпенсаторными стратегиями вида (4.8) – в многоэлементных системах – декомпозирующими взаимодействие агентов [171]. Для этого целесообразно использовать общие результаты, приведенные в [127], в соответствии с которыми для любой Парето-

эффективной стратегии любого центра найдется стратегия не меньшей эффективности, в которой затраты этого центра будут отличны от нуля не более чем в k точках.

Тем самым задача поиска набора функций сводится к поиску¹³ значений $k + 1$ параметра – одного для всех центров согласованного плана и размеров затрат каждого из k центров.

5) Записывается балансовое условие типа (4.9), означающее, что суммарные затраты центров в случае выбора агентом требуемых действий должны в точности компенсировать затраты последнего.

6) Для каждого из центров вычисляется величина вида (4.10) его выигрыша от взаимодействия с агентом в одиночку.

7) Записывается область компромисса вида (4.12).

8) Вычисляется максимально возможное значение суммарного выигрыша центров при совместной деятельности вида (4.13).

9) Проверяется условие типа (4.14), гарантирующее непустоту области компромисса.

10.1) Если условие типа (4.14) выполнено, то возможен режим сотрудничества и задача заключается в поиске механизма компромисса – процедуры определения конкретной точки внутри области компромисса.

10.2) Если условие типа (4.14) не выполнено, то имеет место режим конкуренции центров, характеризуемый аукционным решением их игры. В этом случае проводится анализ эффективности этого решения, и, если оно признано неудовлетворительным, то исследуется возможность обеспечения согласованности интересов центров за счет вмешательства органов управления более высоких уровней или использования концепции ограниченной рациональности.

Приведенная выше технология постановки и решения задачи согласования интересов элементов системы с распределенным контролем является общей. Про-

¹³ Если центры управляют несколькими ($n \geq 2$) агентами, то число искомым параметров равно $n(k + 1)$.

иллюстрируем ее применение к задаче информационного управления в активных сетевых структурах.

В соответствии с моделью, описанной выше в разделе 2.1, будем описывать агентов, входящих в активную сетевую структуру, множеством $N = \{1, 2, \dots, n\}$. Агенты влияют друг на друга, а степень этого влияния определяется их репутацией или доверием. У каждого агента в начальный момент времени имеется *мнение* по некоторому вопросу. Мнение всех агентов сети отражает вектор-столбец неотрицательных начальных мнений y^0 размерности n . Агенты в социальной сети взаимодействуют, обмениваясь мнениями. Мнение i -го агента в момент времени τ равно

$$y_i^\tau = \sum_{j \in N} a_{ij} y_j^{\tau-1}. \quad (4.15)$$

Если при многократном обмене мнениями мнения агентов сходятся к итоговому вектору мнений $Y = \lim_{\tau \rightarrow \infty} y^\tau$, то можно записать соотношение

$$Y = A^\infty y^0. \quad (4.16)$$

Таким образом, вектор результирующих мнений членов активной сетевой структуры в рассматриваемой модели однозначно определяется вектором их начальных мнений и матрицей влияния/доверия. Этот факт позволяет ставить и решать задачи информационного управления – поиска таких целенаправленных воздействий на начальные мнения агентов, которые приводили бы к требуемым итоговым мнениям. Далее формулируется задача согласования интересов органов, осуществляющих информационное управление.

Условия согласования интересов управляющих органов. Обозначим:

■ $\{N_i\}_{i \in K}$ – совокупность подмножеств множества агентов N , где N_i – множество агентов, на которые может оказывать информационные воздействия i -й центр, $i \in K$;

■ $K_j = \{k \in K \mid j \in N_k\}$ – множество центров, которые могут оказывать информационные воздействия на j -го агента, $j \in N$;

■ $c_i(y^0, x)$ – затраты на изменение мнения i -го агента с y_i^0 на x_i , причем эти затраты могут в общем случае зависеть от векторов мнений всех агентов – вектора y^0 (начальные мнения до информационного воздействия) и вектора x (начальные мнения после информационного воздействия), $i \in N$;

■ $H_i(x)$ – предпочтения i -го центра на множестве мнений агентов¹⁴, $i \in K$;

■ $\sigma_{ij}(y^0, x)$ – затраты i -го центра на осуществление информационных воздействий на j -го агента, $j \in N_i$, $i \in K$.

Содержательно, центры осуществляют информационные воздействия на агентов, меняя их мнения, причем на одного и того же агента могут воздействовать одновременно несколько центров (система с распределенным контролем). Если каждый из центров будет пытаться изменить мнение некоторого агента в свою сторону, то необходимо иметь модель того, как будет изменяться мнение агента под влиянием таких «противоречивых» воздействий. Соответствующих формальных моделей, хоть сколько-нибудь адекватных действительности, на сегодняшний день не существует, поэтому в настоящем разделе ограничимся анализом условий согласованности интересов управляющих органов – когда они смогут договориться между собой, каковы должны быть формируемые мнения агентов (при этом можно быть уверенным, что ни один из агентов не будет получать «противоречивых» воздействий).

Целевая функция i -го центра имеет вид

$$\Phi_i(\{\sigma_{ij}(\cdot)\}_{j \in N_i}, y^0, x) = H_i(x) - \sum_{j \in N_i} \sigma_{ij}(y^0, x), \quad i \in K, \quad (4.17)$$

а целевая функция j -го агента:

$$f(\{\sigma_{ij}(\cdot)\}_{i \in K_j}, y) = \sum_{i \in K_j} \sigma_{ij}(y^0, x) - c_i(y^0, x). \quad (4.18)$$

Порядок функционирования следующий: центры одновременно и независимо выбирают свои управляющие воздействия и сообщают их агентам. Ограни-

¹⁴ Конечно, более естественным было бы считать, что предпочтения центров определены на множестве результирующих мнений агентов, но последние, в силу выражения (4.16), однозначно определяются начальными мнениями.

чимся, как и выше, рассмотрением множества Парето-эффективных равновесий Нэша игры центров, то есть, исследуем стратегии центров вида

$$\sigma_{ij}(y^0, x) = \begin{cases} \lambda_{ij}, & y_j = x_j \\ 0, & y_j \neq x_j \end{cases}, j \in N_i, i \in K. \quad (4.19)$$

Содержательно, центры договариваются о сотрудничестве, то есть о том, что они будут совместно формировать единый вектор x мнений агентов и вместе нести соответствующие затраты.

Из условий оптимальности по Парето следует, что сумма затрат центров должна быть равна затратам агента, то есть:

$$c_i(y^0, x) = \sum_{j \in K_i} \lambda_{ji}, i \in N. \quad (4.20)$$

Условие (4.20) означает, что центры должны распределить между собой затраты на изменение мнений каждого из агентов.

По аналогии с выражением (4.10) вычислим

$$W_i = \max_x [H_i(x_{N_i}, y_{-N_i}^0) - \sum_{j \in N_i} c_i(y^0, x)], i \in K \quad (4.21)$$

и

$$W_0 = \max_x [\sum_{i \in K} H_i(x) - \sum_{j \in N} c_j(y^0, x)]. \quad (4.22)$$

Обозначим $\lambda = \|\lambda_{ij}\|$, через

$$S = x \in \mathfrak{R}_+^n | \exists \lambda \in \mathfrak{R}_+^{nk}: H_i(x) - \sum_{j \in N_i} \lambda_{ij} \geq W_i, i \in K, c_i(y^0, x) = \sum_{j \in K_i} \lambda_{ij}, i \in N \quad (4.23)$$

обозначим множество таких векторов мнений агентов, для реализации которых сотрудничество выгодно для центров. Множество пар векторов $x \in S$ и соответствующих матриц затрат центров λ назовем *областью компромисса* в задаче распределенного управления активной сетевой структурой:

$$\Lambda = x \in \mathfrak{R}_+^n, \exists \lambda \in \mathfrak{R}_+^{nk} | H_i(x) - \sum_{j \in N_i} \lambda_{ij} \geq W_i, i \in K, c_i(y^0, x) = \sum_{j \in K_i} \lambda_{ij}, i \in N. \quad (4.24)$$

Режим сотрудничества (условно говоря, в случае активных сетевых структур – *информационная кооперация*) по определению имеет место, если область компромисса (4.24) не пуста: $\Lambda \neq \emptyset$.

По аналогии с соответствующими критериями непустоты области компромисса (см. [12, 127, 171, 174]) можно доказать справедливость следующего утверждения.

Утверждение 4.1. Согласование интересов управляющих органов, осуществляющих информационные воздействия на членов АСС, возможно тогда и только тогда, когда

$$\max_x [\sum_{i \in K} H_i(x) - \sum_{j \in N} c_j(y^0, x)] \geq \sum_{i \in K} \max_x [H_i(x_{N_i}, y_{-N_i}^0) - \sum_{j \in N_i} c_j(y^0, x)]. \quad (4.25)$$

Условие (4.25) гарантирует возможность согласования интересов управляющих органов. Если оно не выполнено, то имеет место режим конкуренции. Если считать, что воздействия центров не «интерферируют», то есть агент соглашается принять мнение того центра, который предложил максимальное поощрение, не обращая внимания на информацию от других центров, то будет иметь место аукционное решение. Содержательно, режим конкуренции соответствует *информационной войне*, победителем в которой будет центр, имеющий максимальный ресурс (4.21).

Обозначим

$$x^i = \arg \max_x [H_i(x_{N_i}, y_{-N_i}^0) - \sum_{j \in N_i} c_j(y^0, x)], i \in K.$$

Упорядочим (перенумеруем) центры в порядке убывания величин $\{W_i\}$: $W_1 \geq W_2 \geq \dots \geq W_k$. По аналогии с анализом аукционных решений в [12, 174] можно доказать справедливость следующего утверждения.

Утверждение 4.2. Если условие (4.25) не выполнено, то мнение членов активной сетевой структуры, сложившееся в результате информационных воздействий, будет $(x_{N_1}, y_{-N_1}^0)$.

Умея анализировать модели распределенного контроля в активных сетевых структурах, можно ставить и решать задачу более высокого уровня, а именно – *задачу раздела сфер влияния*, то есть определения того, какие из подмножеств

членов активной сетевой структуры будут контролироваться тем или иным управляющим органом.

В настоящем разделе рассмотрена ситуация информационного противоборства игроков в сети, в которой постепенно формируются мнения агентов относительно, как правило, непростого и неоднозначного вопроса. Между тем представляет интерес ситуация информационного противоборства, в которой происходит быстрое распространение мнений более простого вида (фактоидов) и стоит задача определения оптимальных стратегий защиты и нападения. Перейдем к ее рассмотрению.

4.3. Информационная эпидемия и защита от нее

Распространения информационных эпидемий (информированности о каком-либо факте, явлении и т. п.) в сети от одного агента к другому рассматривается, например, в теории распространения инноваций (*diffusion of innovations*) [386]. Также часто (например, в области *информационной безопасности*) необходимо как можно раньше обнаружить каскады распространения в АСС. В этом случае выделяются два управляющих субъекта с несовпадающими интересами: защитник и атакующий, а также управляемые объекты – узлы в сети (агенты). Для каждого управляющего субъекта каждый узел обладает определенной ценностью. Защитник должен выбрать интервал сканирования сети и отслеживать состояние узлов, а атакующий – выбрать узел для атаки. Возникает информационное противоборство, и для его исследования требуется найти решение игры таких субъектов, т.е. найти множества их равновесных действий.

В данном разделе приведена постановка задачи информационного противоборства в активной сетевой структуре, описан алгоритм сведения информационного противоборства защитника и атакующего к биматричной игре. Доказано, что

в случае полного графа у игры всегда существует равновесие Нэша в чистых стратегиях.

Исходные данные и предположения. Между агентами в АСС существуют связи, заданные симметричной квадратной матрицей $G = (g_{km})_{k, m \in N}$. Элемент g_{km} равен 1 (ненулевое доверие), если между агентами k и m имеется связь, либо агенты совпадают (т. е. $g_{mm} = 1$ для всех m); в противном случае $g_{km} = 0$.

Наряду с агентами в ситуации участвуют два игрока – A и B . Игрок B стремится «инфицировать» сеть, т. е. распространить в сети некоторую информацию, мнение и пр. Для этого он может выбрать одного из агентов и «инфицировать» его, далее «инфекция» распространяется по сети. Распространение инфекции (здесь и далее кавычки будем опускать) будем моделировать наиболее простым способом: предположим, что в каждый момент дискретного времени инфицированным оказывается каждый агент, связанный с агентом, инфицированным в предыдущий момент.

Формально: имеется последовательность моментов времени $\tau = 0, 1, \dots$. Пусть в момент τ имеется множество инфицированных агентов $S_\tau \subset N$. Тогда в следующий момент $\tau + 1$ инфицированными окажутся все агенты, инфицированные ранее, либо имеющие связь хотя бы с одним из инфицированных:

$$S_{\tau+1} = \{m \in N \mid \exists k \in S_\tau g_{km} = 1\}. \quad (4.26)$$

Игрок A стремится противодействовать инфицированию. Он проводит периодический мониторинг сети (будем считать, что мониторинг осуществляется мгновенно), в ходе которого безошибочно выявляет множество инфицированных агентов. Выявив инфекцию, игрок A может мгновенно остановить ее дальнейшее распространение.

Стратегией игрока B в данной игре является выбор единственно агента $j \in N$, с которого он начинает инфицирование сети.

Стратегией игрока A является выбор периода мониторинга – целого неотрицательного числа i . Выбор периода $i = 1$ означает, что инфицированным оказывается – при стратегии j игрока B – единственный агент j . Выбор $i = 2$ означает, что

инфицированными оказываются агент j и все агенты, связанные с ним (т.е. такие агенты $m \in N$, что $g_{mj} = 1$). Будем считать, что множеству стратегий игрока A принадлежит также элемент ∞ («бесконечный период»), что означает отсутствие мониторинга.

В общем случае множеством инфицированных агентов при выборе игроками A и B стратегий i и j соответственно является множество S_i , определяемое за i шагов из рекуррентного соотношения (4.26) с начальным значением $S_1 = \{j\}$. Обозначим это множество через $\delta(i, j)$.

Завершая описание стратегий игроков A и B , примем следующее предположение: стратегии они выбирают одновременно и независимо, т. е. разыгрывается игра в нормальной форме.

Опишем теперь выигрыши игроков при выборе ими пары стратегий (i, j) .

В рамках описываемой модели будем предполагать, что

- 1) каждый агент $k \in N$ обладает для игроков некоторой ценностью: a_k для игрока A и b_k для игрока B ;
- 2) затраты игрока A на мониторинг с периодичностью i составляют c_i .

При этих двух предположениях выигрыши игроков A и B при выборе пары стратегий (i, j) составляют, соответственно,

$$f_{ij} = - \sum_{k \in \delta(i, j)} a_k - c_i, \quad (4.27)$$

и

$$h_{ij} = \sum_{k \in \delta(i, j)} b_k. \quad (4.28)$$

Для завершения описания модели необходимо ввести предположения об информированности игроков. Будем считать, что структура АСС (т. е. матрица G), а также параметры $a_k, b_k, k \in N; c_i, i = 0, 1, \dots$, являются общим знанием [176] игроков A и B .

Алгоритм сведения к биматричной игре. Выше были определены стратегии, информированность и выигрыши игроков A и B , т. е. модель информацион-

ного противоборства в активной сетевой структуре была формализована. Однако применение формул (4.27) и (4.28) может оказаться неудобным для анализа конкретных случаев. Поэтому опишем алгоритм построения биматрицы игры (см., например, [112]), в которой на пересечении i -й строки и j -го столбца находится пара выигрышей (f_{ij}, h_{ij}) .

Алгоритм основан на известном свойстве матрицы G (см., напр., [204]), которое состоит в следующем: элемент (k, j) матрицы G^i (где $k \neq j$)¹⁵ не равен нулю тогда и только тогда, когда расстояние между вершинами k и j (т.е. количество ребер в минимальном пути, соединяющем эти вершины) не превосходит i .

Рассмотрим следующую последовательность $n \times n$ -матриц:

$$Q_1 = E; Q_i = \varphi(G^{i-1}), i = 2, 3, \dots, \quad (4.29)$$

где E – единичная матрица, а оператор φ преобразует все ненулевые элементы матрицы в 1. Легко видеть, что в j -м столбце матрицы Q_i единице равны элементы в точности тех строк $k \in N$, для которых агент k входит во множество $\mathcal{X}(i, j)$.

Обозначим через f_i i -ю строку матрицы выигрышей игрока A , а за h_i – i -ю строку матрицы выигрышей игрока B . Введя также обозначения: $a = (a_1, \dots, a_n)$, $b = (b_1, \dots, b_n)$, $e = (1, \dots, 1)$ – вектор-строка длины n , каждый элемент которой равен 1, можно записать ($i = 1, 2, \dots$):

$$\begin{cases} f_i = -aQ_i - c_i e, \\ h_i = bQ_i. \end{cases} \quad (4.30)$$

Также в биматрицу выигрышей будет входить строка, соответствующая стратегии $i = \infty$, т. е. отсутствию мониторинга (в этом случае затраты на мониторинг игрока A являются нулевыми).

Таким образом, матрицы выигрышей игроков A и B могут быть последовательно определены по строкам при помощи соотношений (4.29) и (4.30).

Число строк биматрицы выигрышей можно считать конечным при выполнении следующего условия:

$$c_1 \geq c_2 \geq \dots \quad (4.31)$$

¹⁵ Элемент (k, k) матрицы G^i не равен нулю для любых k, i .

(содержательно условие (4.31) означает, что чем чаще осуществляется мониторинг, тем больше (по крайней мере, не меньше) затраты на него). Действительно, для матрицы Q_i справедливо тождество $Q_{d+1} = Q_{d+2} = \dots$, где d – диаметр (максимальное из попарных расстояний между двумя вершинами) компоненты связности сети с наибольшим диаметром. Поэтому справедливы соотношения (см. (4.30)): $f_{d+1} \leq f_{d+2} \leq \dots$. Формально это означает, что стратегии проведения мониторинга $i = d + 1, d + 2, \dots$ никогда не будут оптимальными для игрока A (и доминируются стратегией $i = \infty$). Содержательно: если период между двумя мониторингами настолько велик, что игрок B успевает инфицировать всю сеть (или, для несвязной сети – любую компоненту связности), то игроку A невыгодно проводить мониторинг.

Таким образом, для определения d на каждом шаге алгоритма надо проверить условие $Q_{i+1} = Q_i$, и, если для некоторого номера i оно выполнено, то $d = i + 1$. В этом случае размерность матриц выигрышей f и h составляет $(d + 1) \times n$. Будем считать, что последняя, $(d + 1)$ -я строка биматрицы выигрышей соответствует стратегии $i = \infty$ и равна

$$(-a Q_{d+1}; b Q_{d+1}). \quad (4.32)$$

Пример 4.4. Пусть сеть состоит из трех агентов – см. рисунок 58, на котором обозначены номера агентов.

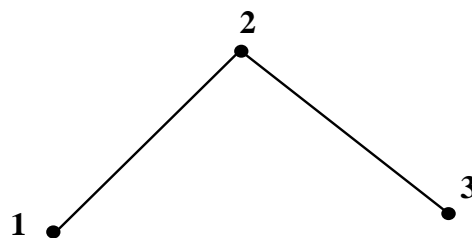


Рисунок 58 – Сеть в примере 4.4

Матрица, соответствующая данной сети, имеет следующий вид: $G = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$. Пусть, далее, ценности агентов для игроков А и В одинаковы и задаются вектором $a = b = (4; 1; 5)$, а затраты агента А на осуществление мониторинга таковы: $c_1 = 3; c_2 = 1; c_i = 0,5, i \geq 3$.

Тогда величины в соотношениях (4.29), (4.30) (с учетом (4.32)) приобретают следующий вид:

$$Q_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, Q_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}, Q_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad i \geq 3, d = 2,$$

$$(f, h) = \begin{pmatrix} (-7; 4) & (-4; 1) & (-8; 5) \\ (-6; 5) & (-11; 10) & (-7; 6) \\ (-10; 10) & (-10; 10) & (-10; 10) \end{pmatrix}. \quad (4.33)$$

Так как $d = 2$, то значения c_i при $i \geq 3$ не играют никакой роли.

Биматрица (4.33) полностью описывает ситуацию информационного противоборства. Заметим, что в игре информационного противоборства (4.33) отсутствует равновесие Нэша в чистых стратегиях. ●

Сеть, являющаяся полным графом. Опишем модель противоборства в активной сетевой структуре, задаваемой полным графом, т. е. графом, любые две вершины которого соединены ребром.

Рассмотрим следующий пример, отличающийся от примера 4.4 лишь структурой социальной сети.

Пример 4.5. Пусть активная сетевая структура состоит из трех агентов – см. рисунок 59, на котором обозначены номера агентов.

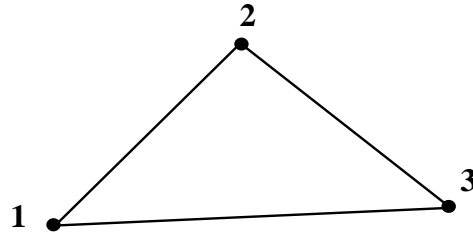


Рисунок 59 – Сеть в примере 4.5

Матрица, соответствующая данной сети, имеет следующий вид: $G = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$. Остальные параметры такие же, как в примере 4.4: $a = b = (4; 1; 5)$, $c_1 = 3; c_2 = 1; c_i = 0,5, i \geq 3$.

В данном случае величины в соотношениях (4.29), (4.30) (с учетом (4.32)) приобретают следующий вид:

$$Q_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, Q_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad i \geq 2, d = 1,$$

$$(f, h) = \begin{pmatrix} (-7; 4) & (-4; 1) & (-8; 5) \\ (-10; 10) & (-10; 10) & (-10; 10) \end{pmatrix}. \quad (4.34)$$

В игре (4.34) имеется ровно одно равновесие Нэша в чистых стратегиях: $i = 1, j = 3$, т.е. игрок A выбирает минимальный период мониторинга, а игрок B инфицирует агента 3. ●

Оказывается, что полнота графа активной сетевой структуры является достаточным условием существования равновесия в игре информационного противоборства.

Утверждение 4.3. В произвольной игре информационного противоборства на полном графе существует (хотя бы одно) равновесие Нэша.

Доказательство утверждения 4.3. Поскольку в полном графе $d = 1$, то биматрица игры имеет размерность $2 \times n$, причем во второй строке все элементы одинаковы.

Для каждой такой биматрицы имеет место ровно один из следующих двух возможных случаев:

- 1) Существует номер $j \in N$, для которого $f_{2j} \geq f_{1j}$. Тогда пара стратегий $(2; j)$ является равновесием Нэша;
- 2) Для всех $j \in N$ справедливо неравенство $f_{2j} < f_{1j}$. Тогда равновесием Нэша является пара стратегий $(1; j)$, где $j \in \text{Arg max}_{k \in N} h_{1k}$.

Таким образом, в любом случае существует хотя бы одно равновесие Нэша.

•

Итак, рассмотрена задача информационного противоборства в активной сетевой структуре для двух игроков. Представлен алгоритм сведения задачи к биматричной игре. Для частного случая – полного графа АСС – доказано, что существует хотя бы одно равновесие Нэша такой игры. Можно задаться вопросом о том, приведет ли стратегическая рефлексия (процесс и результат размышления агентов о том, какое действие выберут оппоненты) в соответствующей биматричной игре (или любой другой) к каким-либо преимуществам для агентов. Оказывается, может привести.

Стратегическая рефлексия агентов. Одним из основных вопросов теории игр является моделирование того, какие действия¹⁶ выберут агенты (или иначе – какие действия им надо избрать) в той или иной ситуации. «Устойчивый» в том или ином смысле набор действий агентов обычно называется *решением игры*, что подчеркивает важность данного аспекта.

Поскольку выигрыш (значение целевой функции) агента зависит от действий других агентов, постольку выбор агента в большой степени зависит от того, как он учитывает (или не учитывает) возможные рассуждения оппонентов о выборе ими своего действия, т. е. как он осуществляет *стратегическую рефлексю*. Агент может, например, при принятии решения вообще не учитывать действия

¹⁶ Здесь рассматриваются игры в нормальной форме, т. е. агенты выбирают действия однократно, одновременно и независимо друг от друга. В более сложных случаях (например, в многошаговых играх) следует различать действие агента и его стратегию.

оппонентов, основываясь лишь на своей целевой функции (нулевой ранг стратегической рефлексии). Если так действуют все агенты, то мы получаем концепцию *максимального гарантированного результата* решения игры – каждый агент максимизирует свой наихудший результат при всевозможных действиях оппонентов.

Если агент считает, что оппоненты обладают нулевым рангом, то сам он обладает первым рангом стратегической рефлексии. При этом он выбирает свое наилучшее (т. е. максимизирующее целевую функцию) действие, ожидая от оппонентов выбора гарантирующих действий.

Если агент считает, что оппоненты выбрали второй ранг стратегической рефлексии, то сам он обладает третьим рангом и т. д. Таким образом, обладая k -м рангом, агент считает, что оппоненты обладают $(k - 1)$ -м. Выбирая любой ненулевой конечный ранг рефлексии, агент считает себя рефлексирующим иначе, чем оппоненты. Выбирая равновесие Нэша, агент считает всех участников игры рефлексирующими одинаковым образом.

Рассмотрим игру двух участников, число действий каждого из которых конечно. Как известно, такие игры называются *биматричными*, и целевые функции первого и второго агентов в них обычно задаются матрицами $\mathbf{A} = (a_{ij})$ и $\mathbf{B} = (b_{ij})$, вместе составляющими матрицу игры $(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = (a_{ij}, b_{ij})$.

Обозначим $I = \{1, 2, \dots, m\}$ – множество действий первого агента, $J = \{1, 2, \dots, n\}$ – множество действий второго агента. Введем следующие предположения. Пусть матрицы выигрышей таковы, что у каждого агента существует единственный наилучший ответ на любое действие оппонента:

$$\forall j \in J \left| \operatorname{Arg} \max_{i \in I} a_{ij} \right| = 1, \quad \forall i \in I \left| \operatorname{Arg} \max_{j \in J} b_{ij} \right| = 1 \quad (4.35)$$

(здесь и далее за $|M|$ обозначено количество элементов множества M).

Пусть, кроме того, максимальный гарантированный результат каждого агента достигается ровно на одном действии:

$$\left| \operatorname{Arg} \max_{i \in I} \min_{j \in J} a_{ij} \right| = \left| \operatorname{Arg} \max_{j \in J} \min_{i \in I} b_{ij} \right| = 1. \quad (4.36)$$

Условия (4.35) и (4.36), обеспечивающие однозначное соответствие между рангом рефлексии агента и его действием, далее будем считать выполненными.

Как было сказано выше, каждый агент может выбрать конечный ранг своей рефлексии. Это приводит к выбору соответствующего действия: обладая нулевым рангом, первый агент выбирает гарантирующую стратегию – действие $i_0 = \arg \max_{i \in I} \min_{j \in J} a_{ij}$, а обладая рангом $k \geq 1$ – действие $i_k = \arg \max_{i \in I} a_{ij_{k-1}}$.

Аналогично для действий второго агента: $j_0 = \arg \max_{j \in J} \min_{i \in I} b_{ij}$ – при нулевом ранге; $j_k = \arg \max_{j \in J} b_{i_{k-1}j}$ – при ранге $k \geq 1$.

Справедливо следующее утверждение.

Утверждение 4.4 [176]. В биматричных играх неограниченное увеличение ранга рефлексии заведомо нецелесообразно, т. е. существует ранг рефлексии, превышение которого не приводит к новым действиям агентов. Максимальный целесообразный ранг рефлексии не превышает $\max \{ \min \{ n, m + 1 \}, \min \{ m, n + 1 \} \}$.

Из утверждения 4.4 следует, что множество допустимых действий по выбору ранга конечно. Поэтому мы можем перейти из исходной игры к *игре рангов* стратегической рефлексии, в которой стратегией агента является выбор ранга стратегической рефлексии (см. таблицу 3).

Таблица 3 – Ранги рефлексии и действия агентов

Ранг k	0	1	...	R
Действие первого агента	i_0	i_1	...	i_R
Действие второго агента	j_0	j_1	...	j_R

Верхняя оценка количества возможных попарно-различных пар стратегий составляет $R = |I| \times |J| = m \times n$. Тогда исходную биматричную игру можно преобразовать в биматричную игру $R \times R$.

Ясно, что некоторые строки и столбцы этой новой матрицы могут совпадать (это означает, что выбор агентами разных рангов приводит к одному и тому же действию в исходной игре). Отождествив совпадающие строки и столбцы, мы получаем матрицу новой игры, которую будем называть *игрой выбора ранга стратегической рефлексии*, или для краткости *игрой рангов*.

В силу того, что $i_k \in I, j_k \in J$, все действия агентов в игре рангов соответствуют действиям в исходной игре. Следовательно, справедливым является следующее утверждение.

Утверждение 4.5. Матрица выигрышей в игре рангов является подматрицей матрицы исходной биматричной игры.

Утверждение 4.5 наводит на мысль о том, что при переходе к игре рангов равновесия могут исчезать (т. е. отсутствовать в матрице игры рангов). Действительно, приведем пример биматричной игры:

Пример 4.6. Пусть

$$\begin{pmatrix} (2,3) & (0,0) & (3,2) \\ (0,0) & (4,4) & (0,1) \\ (3,2) & (1,0) & (2,3) \end{pmatrix}.$$

Чтобы построить матрицу игры рангов, проанализируем выбор агентов при том или ином ранге рефлексии – см. таблицу 4.

Таблица 4 – Ранги рефлексии и действия агентов в примере 4.6

Ранг k	0	1	2	...
Действие первого агента	3	1	3	...
Действие второго агента	3	1	3	...

Таким образом, матрица игры рангов выглядит следующим образом:

$$\begin{pmatrix} (2,3) & (3,2) \\ (3,2) & (2,3) \end{pmatrix}.$$

Нетрудно видеть, что равновесная пара выигрышей исходной игры $(4, 4)$ исчезла при переходе к игре рангов. •

Возникает вопрос: могут ли при переходе к игре рангов появляться новые равновесия (которых не было в исходной игре)? Оказывается, что это невозможно.

Утверждение 4.6. Для произвольной биматричной игры переход к игре рангов не приводит к появлению новых равновесий.

Доказательство утверждения 4.6. Пусть, как и ранее, I – множество действий первого агента, J – множество действий второго агента. Пусть, далее, $I' \subseteq I$ и $J' \subseteq J$ – множества действий первого и второго агентов соответственно в игре рангов.

Рассмотрим пару действий (i_u, j_v) , $i_u \in I'$, $j_v \in J'$, являющуюся равновесием игры рангов.

Покажем сначала, что наилучшим ответом второго игрока на действие первого i_u в исходной игре является j_v . Действительно, наилучший ответ на множестве J входит в J' (по правилу построения игры рангов), поэтому наилучший ответ на множестве J' такой же, как наилучший ответ на множестве J . Но наилучший ответ на множестве J' – это как раз j_v (по определению равновесия¹⁷).

Аналогично, наилучшим ответом первого игрока на стратегию второго j_v в исходной игре является i_u . Поэтому пара действий (i_u, j_v) является равновесием исходной игры.

В силу произвольности выбора равновесной пары получаем, что любое равновесие игры рангов является равновесием исходной игры, т. е. новых равновесий не появится. •

Итак, при переходе к игре рангов новые равновесия не появляются (утверждение 4.6), а существующие могут исчезать (пример 4.6). Относительно количества равновесий в игре рангов справедливо следующее утверждение (которое существенно использует условия (4.35) и (4.36)).

Утверждение 4.7. В игре рангов существует не более двух равновесий.

Доказательство утверждения 4.7. Пусть в игре рангов существует три различных равновесия: (i_u, j_v) , $(i_{u'}, j_{v'})$ и $(i_{u''}, j_{v''})$. По утверждению 3.3 они являются равновесиями и в исходной игре. Тогда в силу (4.35) $i_u \neq i_{u'} \neq i_{u''}$. Без ограничения общности предположим, что $u = \max [u; u'; u'']$. Поскольку в равновесии действие агента является наилучшим ответом на действие оппонента, справедливы следующие соотношения: $i_u = i_{v+1} = i_{u+2} = i_{v+3} = i_{u+4} = \dots$; $j_v = j_{u+1} = j_{v+2} = \dots$. Аналогичные соотношения верны для $i_{u'}$, $i_{u''}$. Следовательно, $i_{u+1} = i_{u'}$, $i_u = i_{u''}$. Но тогда $i_u = i_{u''}$. Полученное противоречие доказывает утверждение 4.7. •

¹⁷ Напомним, что под равновесием мы понимаем равновесие Нэша.

Следует отметить, что в некоторых случаях любой исход игры рангов дает обоим игрокам лучший результат, чем равновесие. Приведем пример такой биматричной игры:

Пример 4.7. Пусть

$$\begin{pmatrix} (6,10) & (0,0) & (10,6) \\ (0,0) & (5,5) & (0,1) \\ (10,6) & (1,0) & (6,10) \end{pmatrix}$$

Равновесие приводит к паре выигрышей (5, 5), что хуже (для обоих агентов) любого из исходов игры рангов:

$$\begin{pmatrix} (6,10) & (10,6) \\ (10,6) & (6,10) \end{pmatrix} \bullet$$

В данном разделе рассмотрена задача информационного противоборства в форме «защита-нападение» для случая распространения мнения в АСС. Рассмотрена стратегическая рефлексия и исследована игра рангов, «надстроенная» над исходной биматричной игрой, и показано, что устойчивых исходов в такой игре меньше, чем исходной (т. е. неопределенность уменьшается), а также то, что такие исходы могут принести лучшие результаты игрокам.

Существуют и другие ситуации информационного противоборства в активных сетевых структурах. Перейдем к рассмотрению возможностей их сведения к тем или иным задачам теории игр.

4.4. Информационное противоборство в управлении сетями

Настоящий раздел посвящен описанию возможности сведения задач анализа информационного противоборства в АСС к тем или иным известным задачам

теории игр. Изложение материала в нем имеет следующую структуру. Сначала кратко описывается модель активной сетевой структуры (см. раздел 2.1, в котором рассматривается базовая модель информационного влияния), затем – модель информационного управления и теоретико-игровая модель информационного противоборства. Далее приводятся различные иллюстративные примеры, в которых равновесием игры являются: равновесие в доминантных стратегиях, равновесие Нэша, «контрактное равновесие» (которое эффективно по Парето), равновесие Штакельберга, информационное равновесие, равновесие в безопасных стратегиях.

Модель социальной сети. Рассмотрим активную сетевую структуру, состоящую из n агентов. Мнение i -го агента в момент времени t – действительное число x_i^t , $i \in N = \{1, 2, \dots, n\}$, $t = 0, 1, 2, \dots$. Информационное влияние агентов друг на друга отражается неотрицательной стохастической по строкам матрицей доверия $A = \|a_{ij}\|$, где a_{ij} – степень доверия i -го агента j -му агенту, $i, j \in N$. Будем считать, что вектор $x^0 = (x_i^0)_{i \in N}$ начальных мнений агентов задан, и в каждом периоде i -й агент изменяет свое мнение с учетом мнений тех агентов, которым он доверяет, включая доверие к собственному мнению, следующим образом:

$$x_i^t = \sum_{j \in N} a_{ij} x_j^{t-1}, \quad t = 1, 2, \dots, i \in N. \quad (4.37)$$

Пусть взаимодействие агентов продолжается достаточно долго для того, чтобы можно было воспользоваться следующей оценкой вектора их итоговых («равновесных») мнений (условия сходимости см. в разделе 2.1):

$$x = A^\infty x^0, \quad (4.38)$$

где $A^\infty = [\lim_{t \rightarrow \infty} (A)^t]$.

В ходе дальнейшего изложения будем считать, что каждый агент хоть сколько-нибудь доверяет всем остальным агентам, то есть $a_{ij} > 0$, $i, j \in N$. Ранее было доказано, что в рамках этого предположения:

– все строки матрицы A^∞ одинаковы (обозначим $r_j = a_{ij}^\infty > 0$, $i, j \in N$), а элементы этой матрицы можно интерпретировать как *влиятельность* агентов;

– итоговые мнения всех агентов одинаковы (обозначим $X = x_i$, $i \in N$, $X \in \mathfrak{R}^1$),

то есть выражение (4.38) примет вид (качественно схожий результат получается в моделях активных сетевых структур, в которых доверие определяется репутацией агентов, см. раздел 2.4):

$$X = \sum_{j \in N} r_j x_j^0. \quad (4.39)$$

Информационное управление. *Информационное управление* в активных сетевых структурах заключается, в том числе, в целенаправленном воздействии на начальные мнения агентов с целью обеспечить требуемые (для субъекта, осуществляющего управление) значения их итоговых мнений.

Пусть имеются два игрока, каждый из которых может влиять на начальные мнения некоторых агентов. Обозначим $F \subseteq N$ – множество агентов, чьи мнения формируются первым игроком (*агенты влияния* первого игрока), $S \subseteq N$ – множество агентов, чьи мнения формируются вторым игроком (*агенты влияния* второго игрока), $F \cap S = \emptyset$. Предположим, что информационное управление является унифицированным, то есть у всех агентов из множества F формируется начальное мнение $u \in U$, а у всех агентов из множества S формируется начальное мнение $v \in V$, где U и V – отрезки \mathfrak{R}^1 .

Обозначим $r_F = \sum_{i \in F} r_i$, $r_S = \sum_{j \in S} r_j$, $X^0 = \sum_{k \in N(F \cup S)} r_k x_k^0$, тогда выражение (4.39) примет вид:

$$X(u, v) = r_F u + r_S v + X^0, \quad (4.40)$$

то есть итоговое мнение членов активной сетевой структуры будет линейно зависеть от управлений u и v , входящих соответственно с весами $r_F > 0$ и $r_S > 0$, где $r_F + r_S \leq 1$, которые определяются суммарной влиятельностью агентов влияния.

В качестве отступления отметим, что отличной от рассматриваемого случая является ситуация, когда агенты влияния не меняют своих мнений: $a_{ij} = 0$, $j \neq i$, $i \in F \cup S$ (см. также модели осторожных агентов в разделе 2.3).

Информационное противоборство. Имея зависимость (4.40) итогового мнения агентов от управляющих воздействий, можно формулировать теоретико-игровую модель взаимодействия игроков, осуществляющих эти воздействия. Для этого необходимо определить их целевые функции. Предположим, что целевая функция первого (второго) игрока $f_F(u, v) = H_F(X(u, v)) - c_F(u)$ ($f_S(u, v) = H_S(X(u, v)) - c_S(v)$) определяется разностью между его «доходом», зависящим от итогового мнения агентов, и затратами на осуществление управления.

Совокупность $\Gamma = \{f_F(u, v), f_S(u, v), u \in U, v \in V\}$ целевых функций и множеств допустимых действий двух игроков задают семейство *игр*, различия между которыми порождаются конкретизацией информированности игроков и порядка функционирования (см. [112, 176]).

Если описание игры Γ и выражение (4.40) являются общим знанием среди игроков, которые выбирают свои действия однократно, одновременно и независимо, то получаем *игру в нормальной форме*, для которой можно искать и исследовать *равновесия Нэша* [112], их эффективность по Парето и т.д. Фиксировав последовательность выбора игроками своих действий, получим ту или иную иерархическую игру [41]. Отказавшись от гипотезы об общем знании, получим рефлексивную игру [176] и т.п. – ряд частных случаев рассматривается ниже (подробно обсуждать содержательные интерпретации, за редким исключением, мы не будем в силу прозрачности последних; см. также примеры в [104, 107]).

«Антагонистическая» игра. В качестве «статус-кво» выберем нулевое значение мнений агентов ($X^0 = 0$) и будем считать, что первый игрок заинтересован в максимизации итогового мнения ($H_F(X) = X$), а второй – в минимизации ($H_S(X) = -X$), причем «ресурсы управления» у игроков одинаковы ($U = V = [d; D]$, $d < 1 < D$), как и функции затрат ($c_F(u) = u^2 / 2$, $c_S(v) = v^2 / 2$).

Целевые функции игроков

$$f_F(u, v) = r_F u + r_S v - u^2 / 2 \quad (4.41)$$

и

$$f_S(u, v) = -r_F u - r_S v - v^2 / 2 \quad (4.42)$$

сепарабельны по соответствующим действиям, значит [112], при одновременном независимом выборе игроками действий существует *равновесие в доминантных стратегиях* – РДС (u^d, v^d) , где $u^d = r_F$, $v^d = -r_S$.

Одной из *точек Парето* [156] является вектор (u^P, v^P) , максимизирующий сумму целевых функций игроков, где $u^P = 0$, $v^P = 0$.

РДС не эффективно по Парето:

$$f_F(u^d, v^d) + f_S(u^d, v^d) = -[(r_F)^2 + (r_S)^2] / 2 < f_F(u^P, v^P) + f_S(u^P, v^P) = 0,$$

а точка Парето неустойчива относительно индивидуальных отклонений игроков.

Определим стратегию наказания для первого (второго) игрока как такое его действие, которое является наихудшим для оппонента: $u^P = D$, $v^P = d$. В рассматриваемой модели доминантные стратегии игроков являются *гарантирующими*. Вычислим гарантированные выигрыши игроков:

$$f_F^{\text{МГР}} = f_F(u^d, v^p) = (r_F)^2 / 2 + r_S d, \quad f_S^{\text{МГР}} = f_S(u^p, v^d) = (r_S)^2 / 2 - r_F D.$$

Если существует третья сторона, обладающая правом контролировать выполнение игроками взятых на них обязательств [357], то, при заключении *контрактов* следующего вида («пакт о ненападении»):

$$\hat{u}(v) = \begin{cases} 0, & v = 0 \\ u^P, & v \neq 0 \end{cases}, \quad \hat{v}(u) = \begin{cases} 0, & u = 0 \\ v^P, & u \neq 0 \end{cases}, \quad (4.43)$$

игрокам будет выгодно их выполнять, если имеет место

$$\begin{cases} (r_F)^2 + 2r_S d \leq 0, \\ (r_S)^2 \leq 2r_F D, \end{cases} \quad (4.44)$$

что приведет к устойчивой реализации точки Парето. Аналогичного результата можно добиться, используя стратегии наказания в *повторяющихся играх* [366]. Анализ условия (4.44) свидетельствует, что «*контрактное равновесие*» реализуемо, если влияния агентов влияния первого и второго игроков различаются не слишком сильно (на рисунке 60 заштрихована область $0AB$, удовлетворяющая условию (4.44) при $d = -1$, $D = 1$).

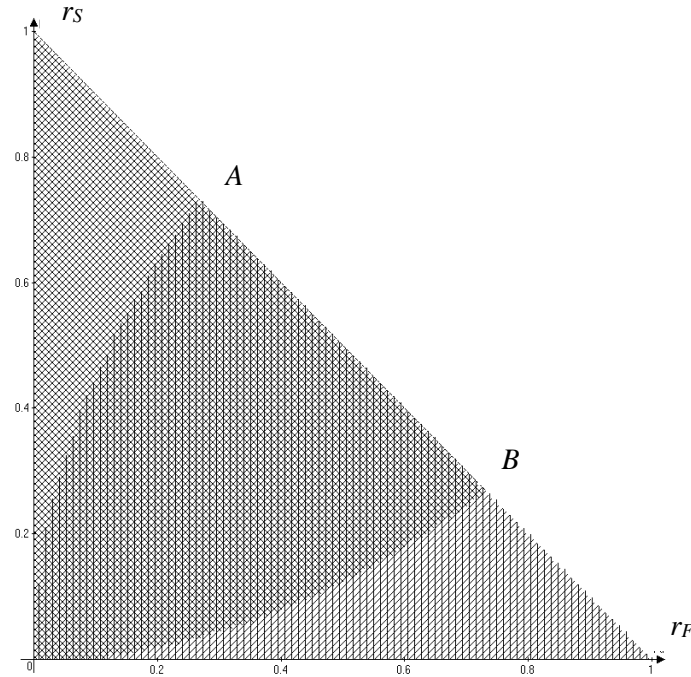


Рисунок 60 – Область значений «весов» агентов влияния, при которых существует «контрактное» равновесие

Игра с «непротивоположными» интересами. Рассмотрим игру в нормальной форме, отличающуюся от описанной в предыдущем разделе только функциями «дохода» игроков, а именно выберем $H_F(X) = X - 2X^2$, $H_S(X) = X - X^2$ (первый игрок хотел бы добиться итогового мнения $X_F = 0.25$, а второй – мнения $X_S = 0.5$).

Целевые функции игроков

$$f_F(u, v) = (r_F u + r_S v) - 2(r_F u + r_S v)^2 - u^2 / 2 \quad (4.45)$$

и

$$f_S(u, v) = (r_F u + r_S v) - (r_F u + r_S v)^2 - v^2 / 2 \quad (4.46)$$

уже не сепарабельны по соответствующим действиям, поэтому найдем *равновесие Нэша*:

$$u^* = \frac{r_F - 2r_F(r_S)^2}{4(r_F)^2 + 2(r_S)^2 + 1}, v^* = \frac{r_S + 2r_S(r_F)^2}{4(r_F)^2 + 2(r_S)^2 + 1}. \quad (4.47)$$

На рисунке 61 представлено параметрическое множество равновесий Нэша (при $r_F = 0.1$ и $r_S \in [0; 0.9]$).

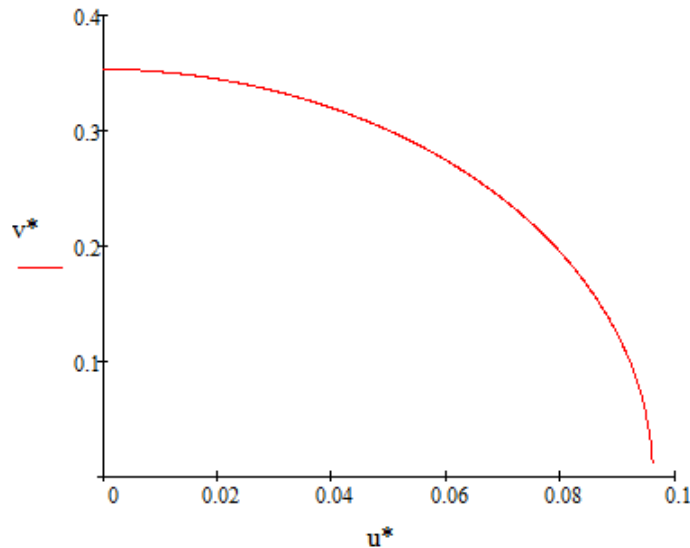


Рисунок 61 – Множество равновесий Нэша в примере

На рисунке 62 представлены графики зависимости равновесных действий игроков от долей агентов влияния или, что в данном случае эквивалентно, от суммарных репутаций агентов влияния r_S и r_F . График слева характеризует общий вид зависимости, а справа – на интервалах допустимых значений для r_S и r_F . В частности, можно заметить, что чем больше суммарная репутация агентов влияния второго игрока, тем меньше равновесное управляющее воздействие первого игрока и больше равновесное управляющее воздействие второго игрока, т. е. первый игрок стремится достичь меньшего мнения, а второй игрок – большего.

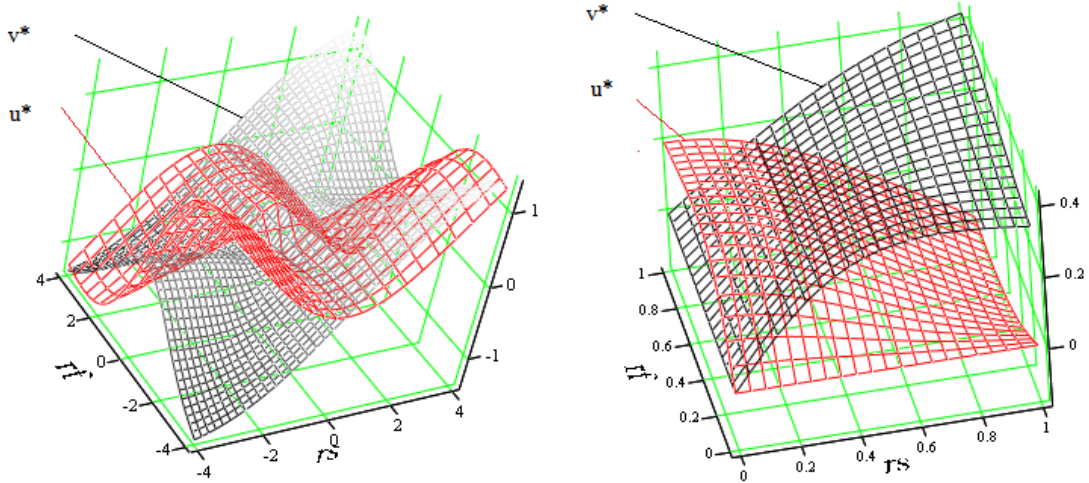


Рисунок 62 – Трехмерные графики u^* и v^* .

Теперь рассмотрим иерархическую игру типа Γ_1 , в которой игроки имеют целевые функции (4.45) и (4.46), и первый игрок обладает правом первого хода.

Рассмотрим ход второго игрока. На этом этапе он уже знает действие u первого игрока и максимизирует свой выигрыш, выбирая действие: $v^*(u) = \frac{r_S - 2r_S r_F u}{2(r_S)^2 + 1}$.

Множество выбора второго игрока состоит из единственного действия. Гарантирующая стратегия первого игрока в игре Γ_1 и его стратегия в равновесии Штакельберга [41, 112]:

$$u^* = \frac{r_F - 2r_F(r_S)^2}{4(r_F)^2 + 4(r_S)^4 + 4(r_S)^2 + 1}; \quad v^* = \frac{2(r_S)^3 - (2(r_F)^2 + 1)r_S}{4(r_F)^2 + 4(r_S)^4 + 4(r_S)^2 + 1}.$$

Рефлексивная игра. Рассмотрим целевые функции, отличающиеся от описанных в предыдущем разделе только функциями затрат игроков: $c_F(u) = u^2 / (2 q_F)$, $c_S(v) = v^2 / (2 q_S)$, где $q_F = 1$ и $q_S = 1/2$ – «эффективности» игроков. Предположим, что каждый игрок знает свою эффективность, первый игрок считает, что общим знанием является $q_S = 1$, второй игрок информирован об этом и знает истинную эффективность первого игрока. Граф такой рефлексивной игры [176] имеет вид: $2 \leftarrow 1 \leftrightarrow 12$.

Тогда первый игрок в соответствии с выражением (4.47) выберет $u^* = \frac{r_F - 2r_F(r_S)^2}{4(r_F)^2 + 2(r_S)^2 + 1}$. Исходя из этого, второй агент выберет свой наилучший ответ $v^* = \frac{0.5r_S(1+2(r_F)^2)(1+2(r_S)^2)}{(1+(r_S)^2)(4(r_F)^2+2(r_S)^2+1)}$. При этом в сети установится следующее итоговое мнение $X = \frac{(r_F)^2 + (r_S)^4 + 0.5(r_S)^2}{(1+(r_S)^2)(4(r_F)^2+2(r_S)^2+1)}$, которое в общем случае будет отличаться от ожидаемого первым игроком $X^1 = \frac{(r_F)^2 + (r_S)^2}{4(r_F)^2 + 2(r_S)^2 + 1}$, то есть информационное равновесие не является стабильным [208]. Для заданного выше графа рефлексивной игры информационное равновесие будет стабильным только в двух случаях: либо представление первого игрока об эффективности второго истинно, либо суммарная репутация агентов влияния второго игрока равна нулю (однако ранее предполагалось, что значение репутации больше нуля).

Равновесие в безопасных стратегиях. Рассмотрим игру, в которой

$$H_F(X(u, v)) = \begin{cases} h_F > 0, & X \geq \hat{X} \\ 0, & X < \hat{X} \end{cases}, \quad H_S(X(u, v)) = \begin{cases} h_S > 0, & X < \hat{X} \\ 0, & X \geq \hat{X} \end{cases},$$

$c_F(u) = u$, $c_S(v) = v$, $U = V = [d; D]$, $d < -1 \leq 1 < D$, причем $h_F > D$, $h_S > |d|$. Содержательно, первый игрок заинтересован в принятии некоторого решения (для чего необходимо, чтобы мнение членов сети превысило порог \hat{X}), второй игрок заинтересован в блокировании этого решения.

Пусть для определенности $r_FD + r_Sd + X^0 > \hat{X}$. В рассматриваемой игре не существует равновесия Нэша, но существует *равновесие в безопасных стратегиях* (РБС) [125], которое имеет вид: $\left((\hat{X} - r_Sd - X^0)/r_F + \varepsilon; 0 \right)$, где ε – произвольно малая строго положительная константа. Содержательно РБС таково, что первый игрок обеспечивает принятие нужного ему решения, причем второй игрок, даже если выберет максимально возможные (максимальные по абсолютной величине) действия, все равно не сможет изменить результат.

В настоящем разделе систематически рассмотрен ряд примеров, демонстрирующих возможность использования аппарата теории игр для описания процесса

и результата информационного противоборства в активных сетевых структурах. Описанная модель, несмотря на свою простоту, демонстрирует многообразие возможных теоретико-игровых постановок (равновесие в доминантных стратегиях, равновесие Нэша, «контрактное равновесие», иерархические игры типа Γ_1 или Штакельберга, рефлексивные игры, равновесие в безопасных стратегиях). В целом же, та или иная конкретная модель информационного противоборства, естественно, должна формулироваться с учетом, во-первых, специфики решаемой практической задачи, а, во-вторых, возможности идентификации моделируемой системы – параметров активной сетевой структуры, возможных действий игроков, их предпочтений и информированности.

Краткие выводы по четвертой главе

Рассмотрен третий, заключительный, уровень иерархии моделей АСС диссертационной работы – уровень информационного противоборства, на котором моделируется взаимодействие нескольких управляющих субъектов (центров), обладающих в общем случае несовпадающими интересами и для достижения своих целей оказывающих управляющие воздействия на агентов АСС.

Сформулирована задача информационного противоборства, для которой построена общая теоретико-игровая модель противоборствующих субъектов, оказывающих управляющие информационные воздействия на АСС. Исследован ряд ее частных случаев, в том числе задача распределенного контроля в АСС, для которой охарактеризованы режимы информационной кооперации и информационной войны управляющих субъектов, а также задача «защита-нападение» в АСС (распространения информационной эпидемии), для которой приведены решения,

включая случай различной информированности и рефлексии управляющих субъектов.

Рассмотрены различные случаи информационного противоборства в АСС, различающиеся информированностью субъектов, структурой их целевых функций и порядком их функционирования. Для них построены и проанализированы теоретико-игровые модели, в которых решением игры является: равновесие в доминантных стратегиях, равновесие Нэша, «контрактное равновесие», равновесие Штакельберга, информационное равновесие и равновесие в безопасных стратегиях.

Глава 5. ТЕХНОЛОГИИ АНАЛИЗА ИНФОРМАЦИОННОГО ВЛИЯНИЯ В АКТИВНЫХ СЕТЕВЫХ СТРУКТУРАХ

Модели информационного влияния используются для исследования информационного ландшафта в АСС, различных прикладных аспектов информационных процессов в АСС, в частности для:

- выявления источников информации, анализа воздействия источников на действия в сети, расчета рейтинга источников информации, оценки сходства источников информации по их воздействию на сеть и классификации источников информации,
- анализа распространения информационных воздействий в сети: оценки влияния различных элементов сети (отдельных участников и их подмножеств), выявления значимых структур распространения действий / информации,
- выявления информационных сообществ агентов на основе оказываемого на агентов влияния, выявления представлений участников сети и закономерностей формирования представлений в сети,
- прогноза активности и информационного управления в сетях, и т. п.

В настоящей главе описано применение технологий работы с активными сетевыми структурами. В разделе 5.1 рассматриваются прикладные задачи анализа и управления активными сетевыми структурами. В разделе 5.2 описывается технология анализа активных сетевых структур, в разделе 5.3 – программный комплекс анализа активных сетевых структур. В разделе 5.4 рассматриваются методы и примеры расчета влияния и влиятельности агентов активных сетевых структур. В разделе 5.5 приводятся методы и примеры расчета влияния связей активных

сетевых структур, а также методы и примеры выявления структур и устойчивых каналов распространения активности. В разделе 5.6 приводится метод и примеры анализа защищенности агентов активных сетевых структур от информационных воздействий. В разделе 5.7 рассматривается метод выявления информационных сообществ агентов активных сетевых структур, приводятся соответствующие примеры.

Основные результаты пятой главы опубликованы в работах [6, 31, 53, 56, 62, 70, 75, 85, 89, 90, 91, 92, 255, 257, 262, 300, 308, 309] и использованы в ряде прикладных работ, что подтверждено актами и справками о внедрении.

5.1. Прикладные задачи анализа и управления активными сетевыми структурами

Ранее в диссертационной работе рассматривались математические модели и методы информационного влияния и управления в активных сетевых структурах. На практике лица, принимающие решения, заинтересованы в информационно-аналитической поддержке работы с АСС для понимания происходящих в них процессах, получения обратной связи о состоянии АСС и принятия последующих управленческих решений. В связи с этим основными задачами ЛПР являются: мониторинг и анализ сети, прогнозирование состояния сети и информационное управление (см., например, [257, 356]). Конкретными интересующими ЛПР вопросами могут быть следующие: каковы мнения агентов АСС и от чего они зависят (например, зависят ли от структуры связей между агентами, от влияния соседей в сети), как изменятся мнения агентов через некоторое время в условиях, быть может, оказания внешних воздействий, какие пользователи являются самыми влиятельными и т. д.

Традиционно для решения таких задач и получения ответов на подобного рода вопросы проводятся социологические исследования. Недостатки применяе-

мых в таких исследованиях методов известны. В частности, к недостоверному представлению об исследуемой части социума может привести неудачный выбор формулировок вопросов в опросах, постановка «закрытых» вопросов с ограниченным списком вариантов ответов, неадекватный выбор опрашиваемых групп и т. д. На их субъективном выборе, как правило, сказывается отношение заказчика к результатам опросов и отношение самих исследователей к предмету исследования. Кроме того, зачастую представители целевой аудитории не доверяют опросам и не желают участвовать в них. Например, потенциальные респонденты не отвечают на неизвестные звонки и не открывают двери опросчикам. Если же и участвуют, то зачастую отвечают не то, что думают, давая социально одобряемые ответы, и т. д. Таким образом, результаты исследования общественного мнения во многих случаях не отражают его, из ответов на вопросы складывается порой неполная и ошибочная картина далекая от реальности. Примером тому являются выборы президента в США в 2016 году: итог голосования оказался противоположным прогнозам, следующим из результатов социологических опросов.

В то же время с развитием информационно-телекоммуникационных технологий возросла важность ресурсов нового типа – онлайн-социальных сетей, позволяющих индивидам взаимодействовать и обмениваться информацией. Такого рода ресурсы являются ценными источниками данных об их пользователях – индивидах АСС, позволяя при наличии соответствующих технологий оперирования большими объемами данных (сбора, передачи, хранения, обработки и использования) [161] отвечать на вопросы относительно состояния АСС и закономерностях изменения состояний. Однако такие методы сбора и анализа информации являются «пассивными», приходится зачастую иметь дело с тем, что большая часть исследуемой аудитории не предоставляет прямые «ответы» на интересующие вопросы (поэтому используется косвенная информация, в частности, для выявления идеологических представлений могут анализироваться подписки пользователя на различные источники информации [31, 129, 130]). Представляется перспективным гибридный подход к исследованию АСС, который бы учитывал и

традиционные социологические инструменты, и новые технологии оперирования большими данными вкупе с адекватными концептуальными и математическими моделями и методами анализа АСС.

Рассмотрим теперь основные объекты концептуальной модели, позволяющей описывать и моделировать информационное взаимодействие общества и онлайн-социальных сетей с учетом возможности сбора данных из них [85] (эта модель является «прикладной» версией концептуальной модели АСС, изложенной в первой главе данной работы). Онлайн-социальная сеть рассматривается как Интернет-реализация некоторой активной сетевой структуры, состоящая из множества пользователей (их аккаунтов) и множества связей между ними (например, подписки и дружбы между аккаунтами), в рамках которых происходят информационные взаимодействия. Наиболее естественной является ситуация, когда одному индивиду соответствует одна учетная запись. Однако бывают и иные ситуации: один человек ведет несколько учетных записей, либо одна учетная запись ведется группой людей или организацией. Минимальными наблюдаемыми элементами информационного взаимодействия являются действия агентов, которые связаны друг с другом причинно-следственными отношениями (например, комментарий к посту является следствием этого поста). Средства массовой информации (информационные ресурсы) взаимодействуют с онлайн-социальными сетями, получая из них информацию для новостей и, наоборот, поставляя в них информацию. Информационные процессы в сети затрагивают интересы *внешних субъектов* (таких как органы государственной власти, политические силы, коммерческие организации и пр.). Внешние субъекты, с одной стороны, получают информацию из сети, а с другой – могут быть заинтересованы в достижении сетью некоторого целевого состояния: формировании необходимой информированности в сети, формировании требуемого общественного мнения в сети и т. п. На рисунке 63 показаны основные виды рассматриваемых объектов и связи между ними. Следует подчеркнуть, что изображены только ключевые связи

(общее количество связей больше, фактически все виды объектов попарно связаны тем или иным образом).

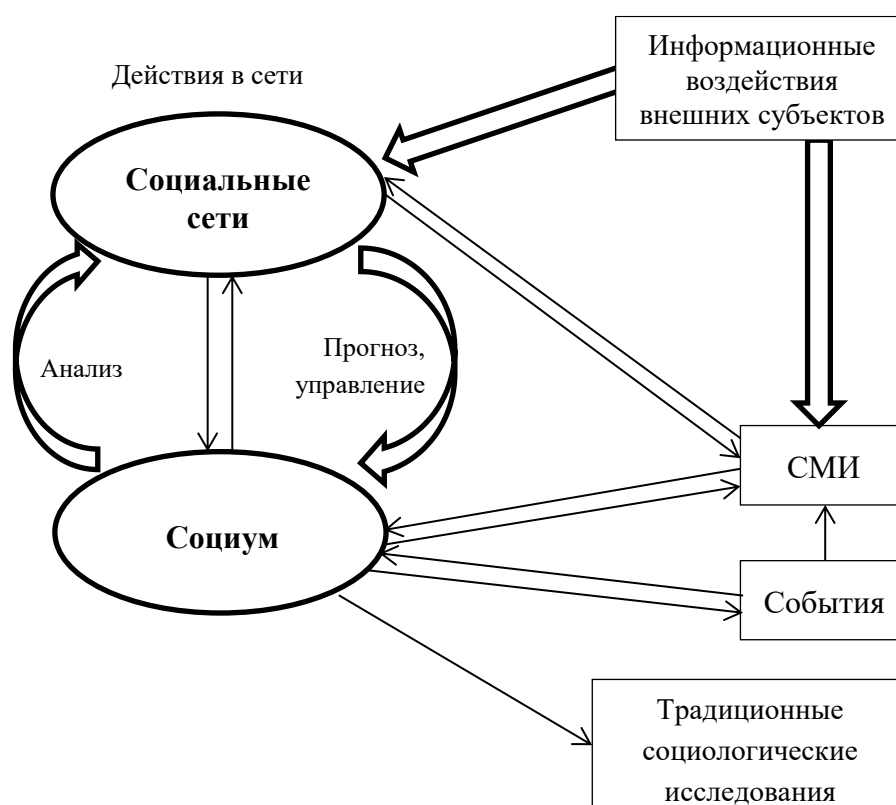


Рисунок 63 – Социальные сети как объект анализа, прогнозирования и управления

Как правило, конечной целью внешнего субъекта является не столько состояние онлайн-социальной сети, сколько состояние некоторой активной сетевой структуры¹⁸, например части социума, поэтому комплексное воздействие может оказываться на все элементы концептуальной модели (СМИ, социум, других субъектов и т. п.). Перечислим некоторые потенциально значимые для управляющего субъекта задачи мониторинга, прогноза и анализа в сетях:

¹⁸ Отметим, что целью воздействия может быть и другой внешний субъект.

- мониторинг появления и развития обсуждаемых в сети тем, прогнозирование их влияния (фактически мониторинг повестки дня сети),
- выявление согласованно действующих пользователей и ботов (из-за активности таких пользователей может формироваться ошибочное понимание происходящих в сети и за ее пределами процессов, которое может привести к неверным выводам и решениям),
- выявление активных групп и информационных сообществ (активные группы и сообщества единомышленников в случае затрагивающих их событий могут, например, инициировать информационные волны в сети и СМИ, влияя тем самым на решения, принимаемые управляющим субъектом),
- выявление информационных и идейно-политических предпочтений пользователей и сообществ (выявление предпочтений позволяет картировать информационный ландшафт сети, типизировать участников сети и, быть может, впоследствии разработать стратегию оказания управляющих воздействий в зависимости от целевой группы),
- выявление инициаторов информационных каскадов и наиболее влиятельных пользователей (дает возможность анализа динамики информационных воздействий и действующих факторов, позволяя тем самым прогнозировать развитие информационных воздействий).

Примерами задач информационного управления и противоборства в социальных сетях являются:

- предоставление рекомендаций по влиянию на активности в сети, по формированию общественного мнения,
- поддержка и повышение репутации/влиятельности пользователей сети.

5.2. Технология анализа активных сетевых структур

Для решения перечисленных выше задач анализа, информационного управления и противоборства предлагается следующий конструктивный подход (см. рисунок 64).

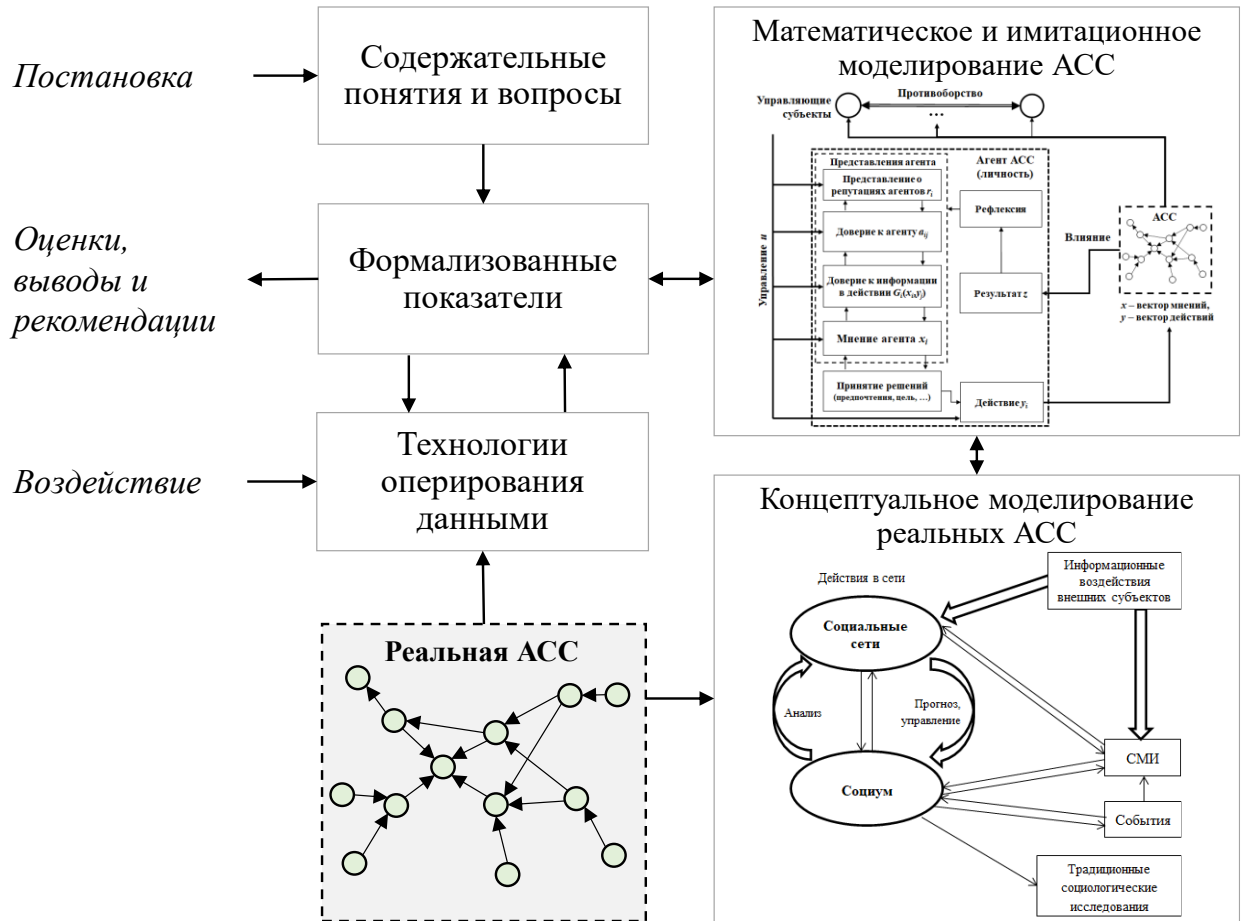


Рисунок 64 – Подход к анализу конкретных АСС

Во-первых, субъект, которому требуется знание о состоянии АСС и закономерностях его изменения, должен четко понимать, на какие вопросы он хочет получить ответы, и уметь формулировать их. Во-вторых, для ответа на эти вопросы необходимы формализованные показатели и системы показателей, характеризующие АСС и основывающиеся на математических и имитационных моделях АСС (которые адаптированы с учетом концептуальной модели реальной АСС). Такого рода модели информационного влияния, управления и противоборства

рассматривались ранее в диссертационной работе. В-третьих, для расчета формализованных показателей необходима технология сбора, хранения и обработки данных онлайн-социальных сетей. Наконец, полученные знания (в виде оценок, выводов и рекомендаций) могут быть использованы для управления объектом (АСС) – осуществления целенаправленных воздействий, обеспечивающих требуемое состояние АСС.

Приведем краткое описание разработанной технологии мониторинга и анализа онлайн-социальных сетей, которая реализовывает рассмотренные ранее модели и методы анализа информационного влияния в АСС.

Процесс сбора и анализа данных состоит из следующих этапов (см. рисунок 65).

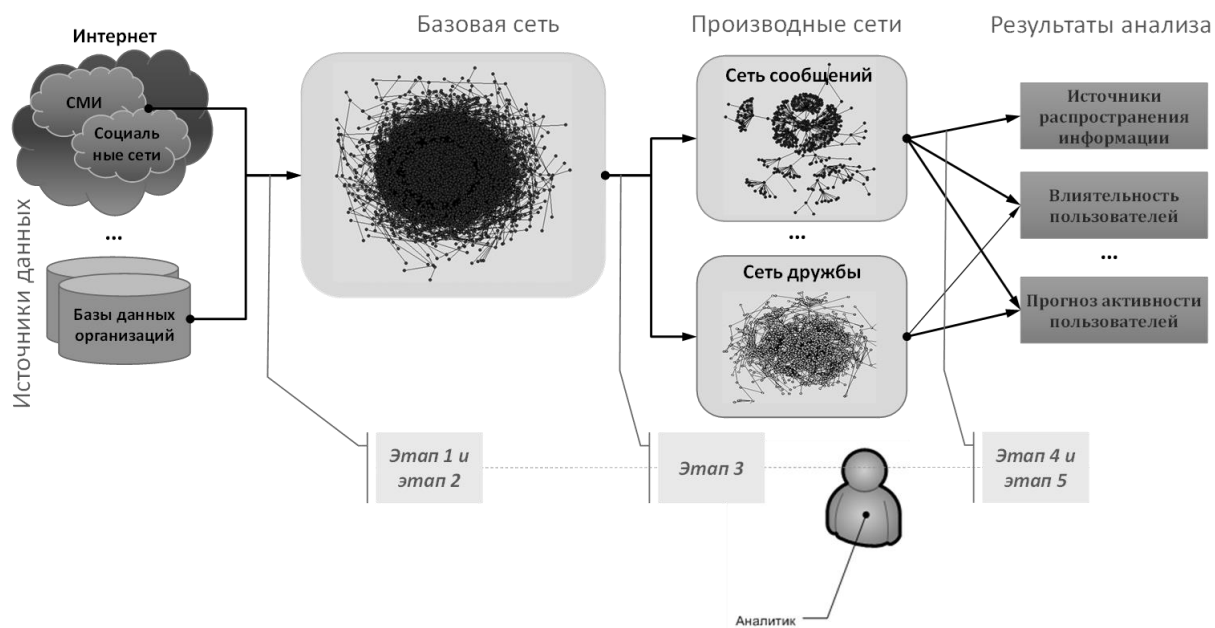


Рисунок 65 – Этапы сбора и анализа данных.

Этап 1. Сбор данных. Выполняется поиск и периодический сбор информации из различных общедоступных источников данных: из онлайн-социальных сетей, в том числе блогов и форумов, из веб-ресурсов СМИ и других веб-ресурсов. Здесь используются веб-краулеры (поисковые роботы), специальные

программы для работы с интерфейсами программных приложений к онлайн-социальным сетям или доступные для исследовательских целей наборы данных на различных веб-ресурсах (см., напр., Stanford Large Network Dataset Collection [345]). Результатом сбора являются анонимизированные файлы со списками смежности (в частности, подписок в сети), индексы для хранения и поиска текстов сообщений пользователей (построенные, например, при помощи Apache Lucene или ElasticSearch), и т. п.

Этап 2. Интеграция данных. Выполняется интеграция собранных неоднородных данных в рамках выбранного представления данных. Результатом интеграции является большая и сложная сеть, называемая базовой сетью, которая содержит узлы и ребра различного типа (примерами типов узлов являются учетная запись в сети и действие пользователя, примерами типов ребер являются связь подписки и связь между действиями). При этом и сама сеть, и ее узлы, и ее ребра могут иметь множество атрибутов. Формально базовую сеть можно определить следующим образом:

$$G = (V, E, A_v, A_e),$$

где V – множество узлов сети, E – множество ребер сети, функция $f: V \rightarrow X$ ($X \in A_v$) определяет значения атрибутов узлов: тип узла, вес узла, время появления узла и т.п., функция $g: E \rightarrow Y$ ($Y \in A_e$) определяет значения ребер: тип ребра, вес ребра, время появления ребра и т.п. Такое представление является достаточно универсальным, поскольку позволяет получить ряд других представлений, используемых определенными методами анализа (например, методами математической статистики): временной ряд активности сети, множество объектов сети и т.п.

Приведем пример фрагмента сети:

Сеть G <социальная сеть название = “VKontakte”> {
 узел v_1 <пользователь идентификатор = “0056FE7EC42...”>;
 узел v_2 <пользователь идентификатор = “78EB5D9FCD...”>;
 ребро $e_1(v_1, v_2)$ <подписка время = “20.01.2020”>;}.

В этом примере для представления атрибутов сети, узла или ребра используется вектор – список пар *наименование атрибута – значение атрибута*, кроме того, для обозначения типа сети, узла или ребра используются теги (пользователь, социальная сеть, комментарий и т. д.).

Все собранные на первом этапе данные содержатся в базовой сети и хранятся в реляционной или графовой базе данных (в СУБД MySQL / GraphDB) в требуемом представлении (контент при этом может храниться отдельно в виде файлов или в специальном индексируемом хранилище Apache Lucene / Elasticsearch).

Этап 3. Подготовка данных к анализу. Полученная базовая сеть подвергается преобразованиям (фильтрации, свертке и т. п.), результатом которых являются производные сети, наиболее подходящие для решения конкретной задачи. Входом любой из операций преобразования является сеть или множество сетей, выходом – сеть или множество сетей. Типами допустимых операций над сетью являются: *фильтрация сети* (фильтрация используется для получения подграфов исходной сети, удовлетворяющих заданному фильтру – некоторому предикату по атрибутам вершин, атрибутам ребер, структуре сети); *свертка/раскрытие сети* (свертка/раскрытие используется для создания новой сети, узлы и ребра имеют более высокий уровень/низкий уровень по сравнению с исходной сетью); *теоретико-множественные операции с сетями* (пересечение, объединение, разность, дополнение) и другие.

Этап 4. Анализ данных. На данном этапе осуществляется анализ подготовленных данных, в том числе: анализ активности в сети, определение смены режимов активности, прогноз активности в следующий момент времени, оценка «естественности» активности, анализ тематики активности и обсуждаемых сущностей, определение мнений участников сети, расчет взаимовлияния между участниками сети, кластеризация источников влияния, выявление информационных сообществ и т. д. Иллюстрирующие анализ некоторые примеры (основывающиеся на моделях информационного влияния) представлены в разделах 5.4–5.7.

Результаты анализа данных могут, в свою очередь, обогатить исходные данные новыми объектами и вычисляемыми атрибутами объектов, вследствие чего возможен возврат к 3-му этапу.

Этап 5. Представление результатов анализа в виде таблиц, графиков, отчетов и т. д. На рисунке 66 приведен пример тепловой карты выявленных идеологических представлений пользователей сообщества Meduza в онлайн-социальной сети VKontakte с указанием оптимальной в этой группе идеологической позиции (позиция максимально близкая к представлениям заданного сообщества называется оптимальной или *идеальной*, см. [31]). На рисунке 67 приведен пример визуализации тематических кластеров обсуждений онлайн-социальной сети VKontakte (аспектов темы COVID-19).

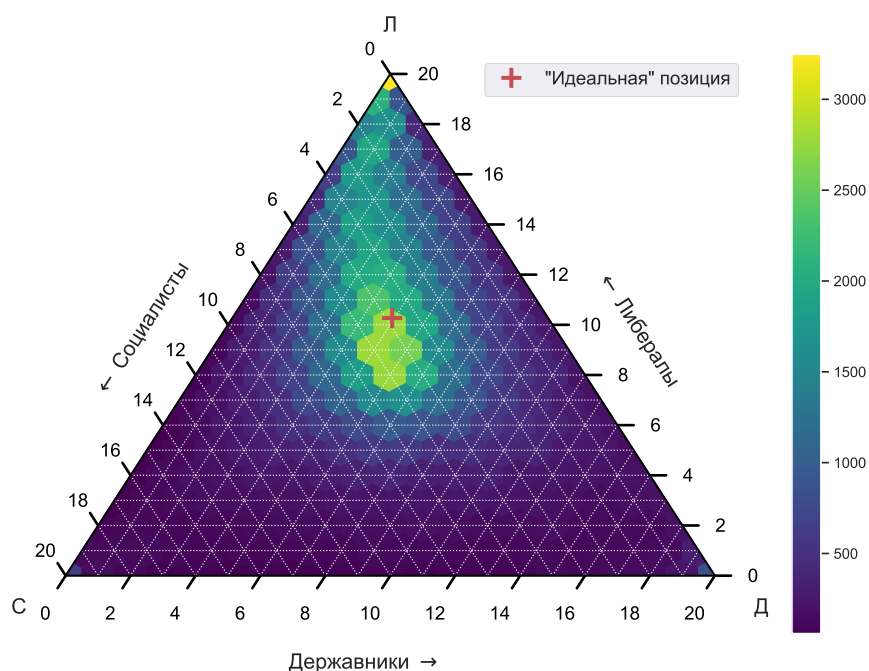


Рисунок 66 – Пример представления полученных результатов анализа (представлена тепловая карта мнений участников онлайн-социального сообщества)

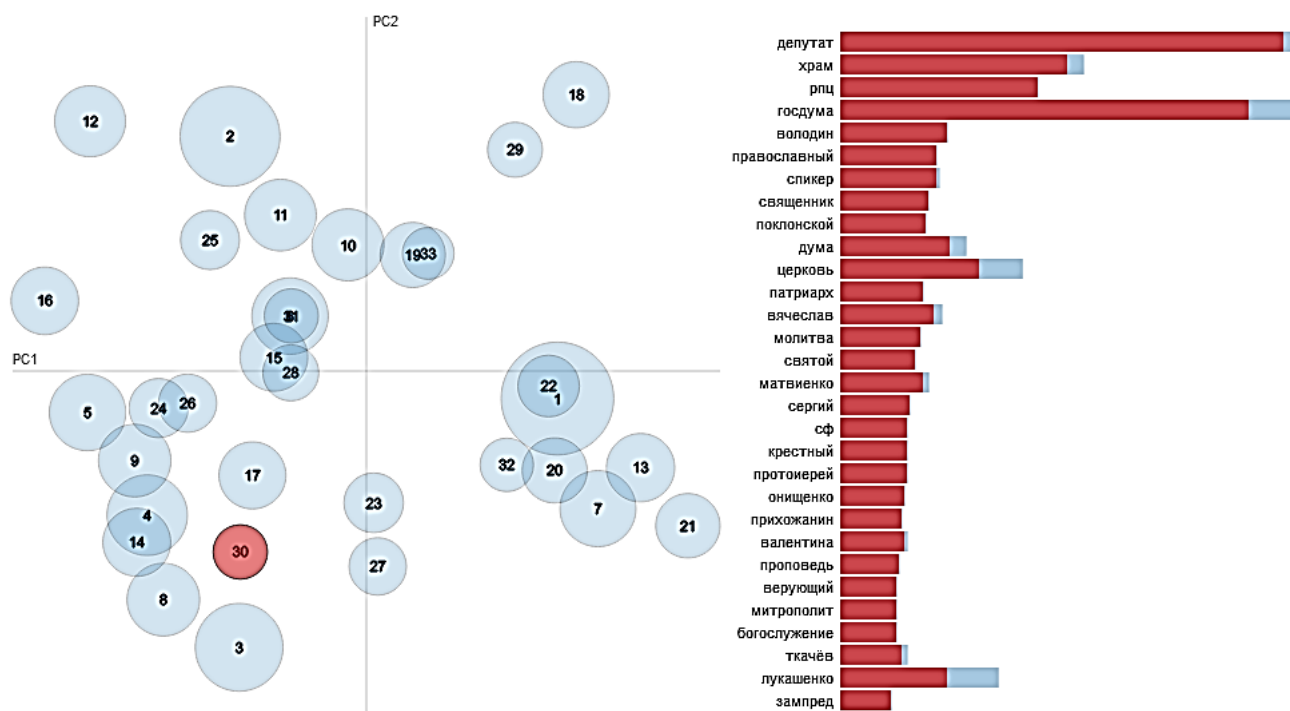


Рисунок 67 – Пример представления тематических кластеров по COVID-19 в проекции на двумерное пространство (слева) и топ-слов выбранного тематического кластера (справа)

Такая технология (и соответственно реализующий ее программный комплекс сбора, структурирования и хранения разнородных данных, а также программный комплекс анализа данных) использована для исследований онлайн-социальных сетей LiveJournal, Facebook, VKontakte и Reddit, проводившихся в период с 2011 по 2020 год¹⁹.

Приведем краткое описание применения технологии для получения ответа на вопрос о том, какие пользователи конкретной онлайн-социальной сети

¹⁹ В том числе, проводился анализ закономерностей информационных процессов (анализ активности пользователей, определение смены режимов активности, определение длительности обсуждения инфоповодов, определение памяти сети, определение связи онлайн-активности и реальности), анализ взаимовлияния онлайн-социальной сети и внешнего мира (определение рейтинга источников информации, классификация внешних ресурсов по их идеологической направленности, анализ влияния внешних источников на обсуждения в онлайн-социальной сети, определение неестественных компонент и информационных выбросов), анализ закономерностей внутренней структуры онлайн-социальной сети (классификация пользователей сетей по их идеологической направленности, анализ информационных предпочтений, анализ взаимовлияния пользователей сети).

являются наиболее влиятельными. Сначала осуществляется сбор данных и их интеграция в реляционной базе данных (базовая сеть представляется в виде агентов, их действий, отношений между агентами, отношений между действиями и отношений между агентами и действиями). Затем производится фильтрация базовой сети по некоторым атрибутам ее элементов (в частности, по виду действий, времени совершения действий и содержанию действий). Полученные производные сети (граф пользователей и граф действий пользователей) используются в качестве входных данных для расчета влиятельности пользователей онлайн-социальной сети (при помощи методов, основывающихся на акциональной модели, см. главу 3). Наконец, ЛПР получает результаты в виде перечня пользователей, упорядоченного по убыванию влиятельности.

5.3. Программный комплекс анализа активных сетевых структур

Целью разработки программного комплекса является предоставление возможностей по анализу информационных процессов в активных сетевых структурах. Такой комплекс реализует этапы приведенной ранее технологии (см. раздел 5.2) и применяется для решения прикладных задач (см. раздел 5.1). Предполагается, что пользователем комплекса является аналитик. Аналитик детализирует потребность лица, принимающего решения, проводит анализ сетей и происходящих в них информационных процессов, обобщает информацию, приводит ее к виду, заданному потребностью, и передает руководителю, на основе которой последний принимает решение. Основными вариантами использования комплекса аналитиком являются: (1) создание проекта анализа, связанного с активной сетевой структурой (менеджмент таких проектов); (2) предварительная обработка данных проекта (в частности, создание производных сетей); (3) анализ данных проекта (анализ информационных процессов АСС на основе выбранной сети); (4) форми-

рование отчета по результатам анализа данных проекта; (5) импорт / экспорт данных.

Программный комплекс состоит из следующих подсистем:

- подсистема сбора данных,
- подсистема хранения, индексирования и поиска данных,
- подсистема независимых модулей обработки данных,
- веб-приложение анализа сетей.

Концептуальная архитектура программного комплекса приведена на рисунке 68. Пользователь взаимодействует с комплексом посредством браузера или командной строки.

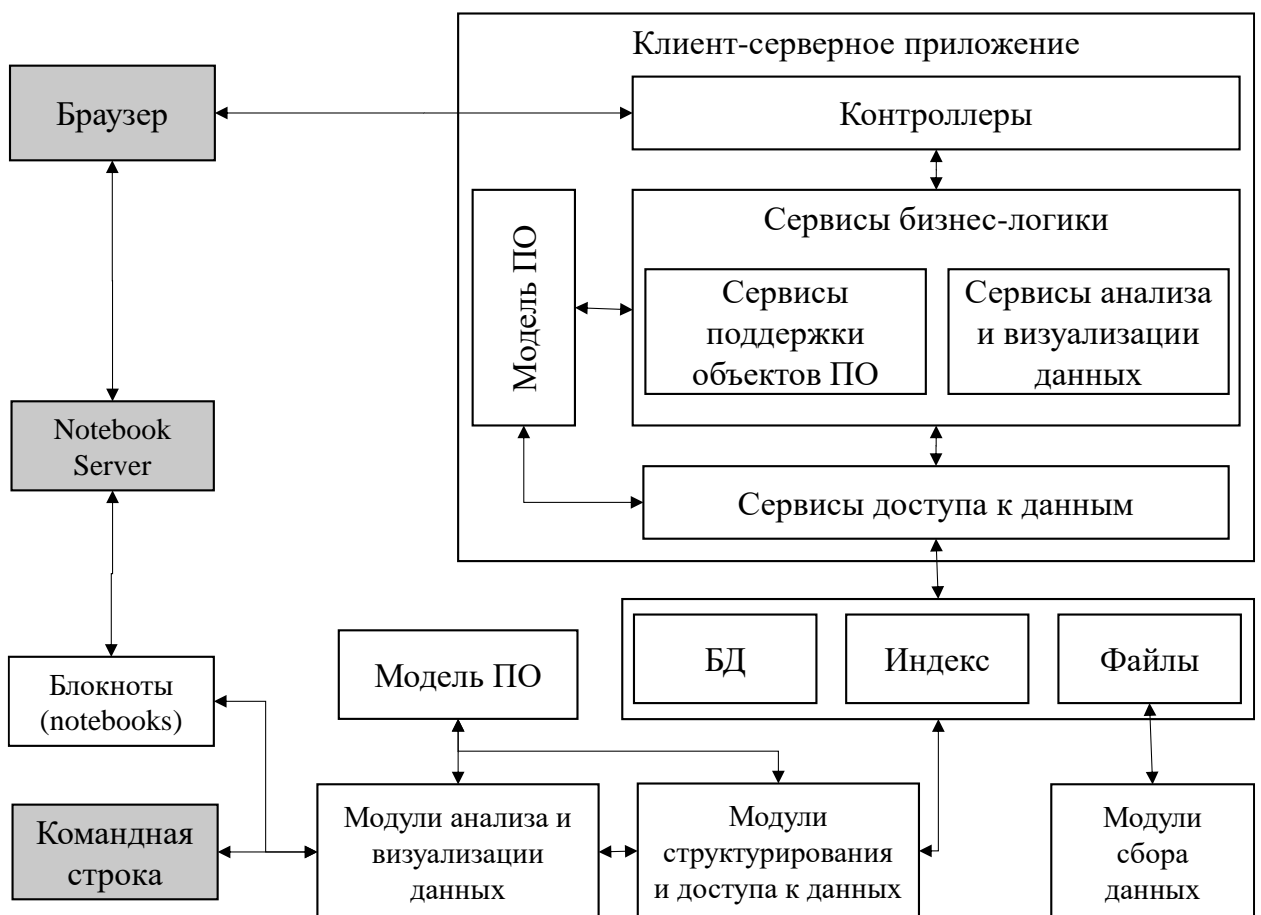


Рисунок 68 – Концептуальная архитектура программного комплекса

Рассмотрим подсистемы программного комплекса.

Подсистема сбора данных разработана для выгрузки данных из различных онлайн-социальных сетей. Модули подсистемы позволяют обнаруживать, выгружать и сохранять в удобном для дальнейшего использования виде данные из сетей. В рамках проведенных проектов были разработаны различные модули сбора данных. Для сети LiveJournal (<https://www.livejournal.com>) разработана система сбора данных, состоящая из двух частей: первая часть отвечает за постоянный мониторинг и сбор постов с помощью программного интерфейса социальной сети (API); вторая часть выполняет регулярный сбор комментариев путем обхода собранных постов и их разбора с помощью регулярных выражений. Для сетей VKontakte (<https://vk.com>) и Facebook (<https://www.facebook.com>) разработаны модули сбора данных, использующие программный интерфейс соответствующих социальных сетей. Для сети Reddit (<https://www.reddit.com>) разработан модуль, выполняющий выгрузку данных со специализированного веб-ресурса pushshift.io (<https://files.pushshift.io/reddit>).

Подсистема хранения, индексирования и поиска данных поддерживает работу с данными программного комплекса. Полученные системой сбора данные онлайн-социальных сетей (информация об участниках сетей, действия участников сетей и вспомогательная информация о статусе сбора данных сети) хранятся в файлах, организованных в иерархию каталогов файловой системы. Эти данные являются «сырыми» и, прежде чем приступить к анализу, их необходимо привести в структурированный вид. Для этого определяются логические сущности и устанавливаются связи между ними. Для организации компактного хранения сущностей, доступа к ним, журналирования изменений, резервного копирования и т. д. используется система управления реляционными базами данных (СУБД) MySQL Server (<https://dev.mysql.com/downloads/mysql>). Схема реляционной базы данных в целом соответствует приведенной далее модели предметной области с учетом, конечно, правил нормализации (для устранения избыточности хранения данных применяется третья нормальная форма отношения в реляцион-

ной базе данных (3NF)). Для больших сетей текстовые данные сущностей выносятся в специальные индексы. Система индексирования на базе Apache Lucene (<https://lucene.apache.org>) применяется для инкрементного индексирования больших массивов текстов собранных сообщений участников сети, выполнения полнотекстового поиска информации и выдачи релевантной запросу выборки данных (при этом параметры ранжирования документов и вычисления степени соответствия документа индекса запросу настраиваются подходящим для выполнения задач образом).

Подсистема независимых модулей обработки данных. Независимые модули обработки данных с одной стороны являются функционально завершенными консольными программами, а с другой – предоставляют интерфейс к своим элементам для их повторного использования другими модулями. Один модуль позволяет реализовать целостный акт взаимодействия пользователя с программным комплексом. Такой акт описывается определенным фрагментом бизнес-логики, в рамках которого обычно происходит получение входной информации, загрузка информации из базы данных (системы индексирования, файловой системы), выполнение расчетов и сохранение результатов. В одних случаях решаемая в рамках акта задача может быть довольно простой (например, выгрузка данных расчетов в Microsoft Excel или визуализация сети информационного взаимодействия при помощи пакета утилит Graphviz, <https://graphviz.org>), в других более сложной и предусматривать многочисленные вычислительные и контрольные операции (расчет влияния потребует загрузки исходных данных, преобразования исходных данных, выполнения непосредственного расчета влияния и сохранения результатов расчета в виде списка пар <участник сети, влияние участника>).

Каждый модуль оформляется в виде отдельного файла с исходным кодом на языке Python. Пользователь может запустить модуль при помощи интерпретатора Python, задав через командную строку необходимые для работы модуля параметры. При запуске модуля из командной строки выполняется скрипт, который, как

правило, на основе входных данных (параметров запуска) производит расчеты и выдает результат. Приведем пример запуска модуля расчета влияния участников некоторой сети:

```
“python calc_influence.py network=vk_network prefs=prefs.txt n=100 output=power.json”.
```

где *calc_influence.py* – название модуля, параметр *network* задает название сети в базе данных, параметр *prefs* позволяет задать название конфигурационного файла с предпочтениями центра/аналитика (ключевые слова, рассматриваемый период, значимость видов действий, вариант формализации функции влияния), параметр *output* позволяет задать название файла, в котором будет храниться список участников сети с рассчитанной влиятельностью (список упорядочивается по убыванию влияния), параметр *n* – число участников сети, информация о которых будет выводиться в файл.

В рамках программного комплекса реализованы модули структурирования и доступа к данным сетей, модули анализа и визуализации данных, а также пользовательские блокноты к ним. Модуль модели ПО не является исполняемым (его нельзя запустить из командной строки), он содержит реализации основных сущностей предметной области (сети, узлы, связи, действия и т. д.), которые используются другими модулями. Модули структурирования данных и доступа к данным применяются для: а) первичного структурирования «сырых» данных, хранящихся в файлах, в объекты предметной области; б) вторичного структурирования или создания производных объектов; в) сохранения структурированных объектов в базе данных/индексах/файлах для последующего использования; г) извлечения структурированных данных из хранилищ данных. Для работы с СУБД данные модули содержат SQL-код, оперирующий информацией в базе данных напрямую, в нем реализуются SQL-команды вставки объектов предметной области, их извлечения, удаления и т. п. (применяется библиотека MySQL Connector/Python).

Модули анализа данных реализуют как приведенные в разделах 5.4-5.7 методы анализа данных (расчет влияния и влияния участников сетей, расчет

влияния связей, выявление структур и каналов распространения активности, анализ защищенности от информационных воздействий, выявление информационных сообществ), так и другие методы, полезные для анализа информационных процессов: методы расчета сетевой центральности (несколько десятков показателей), методы тематического моделирования, методы оценки мнений участников сети и т.д. Модули визуализации реализуют визуализацию объектов и результатов расчетов: облака слов / объектов, упоминаемых участниками сети, сети информационного взаимодействия (влияния) между участниками, сети связей между действиями участников сети, сети сходства между источниками информации, таблицы с показателями влиятельности участников сети, диаграммы распределения мнений в сети, графики динамики активности, и т.д.

Достоинство консольных модулей заключается в их простоте, такой вид организации логики эффективен с точки зрения восприятия и производительности, относительно простой и быстрой доработки функционала, характерен и естественен для вычислительных приложений. Недостатки работы с консольными модулями известны: отсутствие удобного для неискушенного пользователя интерфейса и интерактивности, необходимость загрузки данных при каждом запуске (отсутствие кэширования данных и, как следствие, снижение производительности), дублирование расчетов в сложных сценариях использования, необходимость дополнительного контроля целостности данных. Кроме того, организация сложных сценариев взаимодействия с комплексом при помощи модулей является непростой и утомительной задачей: пользователю необходимо запустить в правильной последовательности модули, причем для каждого из них необходимо правильно указать параметры и значения параметров в командной строке. Решение этой задачи упрощается при помощи организации последовательности запусков модулей в так называемых блокнотах Jupyter (<https://jupyter.org>). Однако такие блокноты хороши по большей части в качестве гибкого исследовательского инструмента, работа с ними требует определенной квалификации (необходимо уметь запускать сервер Jupyter, уметь выполнять ячейки блокнота и интерпретировать результаты

выполнения, писать промежуточный код в случае необходимости и т. д.), знания организации консольных модулей и последствий нарушений логики работы. Поэтому отработанные и часто используемые модули могут быть переписаны и реализованы в рамках клиент-серверного приложения, речь о котором пойдет далее.

Веб-приложение анализа сетей реализует устоявшиеся варианты использования программного комплекса. Приложение разработано на языке Java, выполняется на сервере Apache Tomcat, взаимодействует с системой управления баз данных MySQL Server, системой индексирования Lucene и файловой системой.

Веб-приложение имеет многоуровневую веб-архитектуру, в качестве клиента приложения может выступать веб-браузер или удаленное приложение. Запросы клиента должны содержать всю нужную информацию, чтобы сервер мог понять и корректно обработать запрос, т. е. используется архитектура без сохранения состояния. Все вычислительные операции выполняются на сервере. Само серверное приложение представляет собой набор взаимосвязанных сервисов: (1) сервисы доступа к данным, которые обеспечивают преобразование объектов предметной области в таблицы базы данных (и обратно), а также кэширование данных и транзакции; (2) сервисы бизнес-логики. Помимо сервисов серверная часть информационной системы содержит совокупность контроллеров, репозитариев данных и реализованную модель предметной области вместе со вспомогательными классами.

Сервисы и контроллеры приложения. С точки зрения машины клиента система представляет собой набор сервисов (или служб), каждый из которых предоставляет конкретное множество логически связанных функций. Большую часть вариантов использования клиент-серверной системы составляют операции CRUD (Create, Read, Update, Delete — создать, считать, обновить, удалить) над объектами предметной области¹: создать экземпляр одного типа, считать коллекцию экземпляров другого типа и т. д. В частности, сервис для работы с сетями (*NetworkService*) отвечает за загрузку и сохранение в базе данных базовых и про-

изводных сетей, а также предоставляет некоторые функции для работы с отдельными узлами и связями сети.

Таким образом варианты использования CRUD практически полностью соответствуют операциям слоя сервисов, за исключением сервисов анализа.

Что касается места слоя сервисов в архитектуре системы, то сервисы реализованы «поверх» модели предметной области, взаимодействуют с репозиториями данных ²⁰ при выполнении CRUD-операций (репозитории в свою очередь обращаются к преобразователям данных из БД), и выполняют транзакции, инициируемые обычно контроллерами системы. На рисунке 69 проиллюстрирована схема связей типичного сервиса системы.

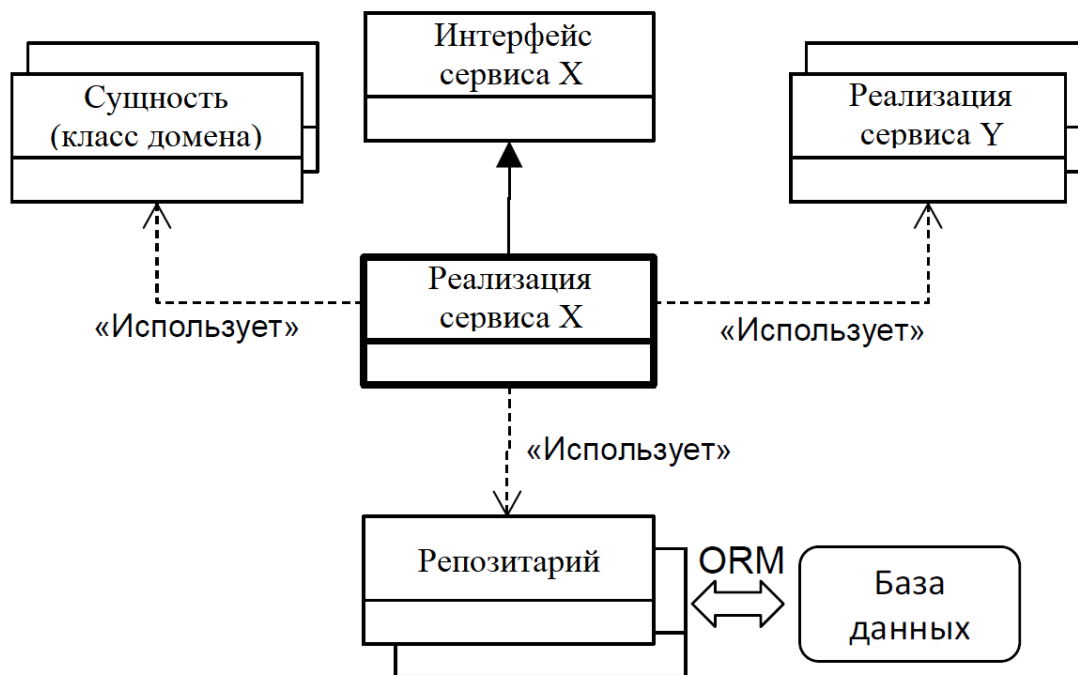


Рисунок 69 – Схема связей типичного сервиса веб-приложения анализа сетей

Приведем краткое описание видов сервисов разработанной системы.

- *Служебные сервисы.* Сервис `AnalystService` позволяет получать данные об аналитиках (пользователях), зарегистрированных в системе. Сервис `Pro-`

²⁰ Репозитории хранят коллекцию объектов предметной области в оперативной памяти и находятся между слоем предметной области и слоем отображения данных (ORM)

jectService позволяет получать информацию о существующих проектах анализа сетей и создавать новые проекты.

- *Сервисы подготовки данных для анализа.* Сервис IndexService обеспечивает доступ к проиндексированному контенту действий, предоставляет возможность получения выборки действий по временным параметрам и ключевым словам. Сервис ActionService обеспечивает сохранение и загрузку действий из базы данных. Сервис ParticipantService обеспечивает сохранение и загрузку участников сети из базы данных. Сервис NetworkService отвечает за сохранение и загрузку первичных и производных сетей, создание новых сетей, а также предоставляет операции для работы с отдельными узлами и ребрами. Таким образом, эти сервисы реализуют третий этап «Подготовка данных к анализу» технологии анализа активных сетевых структур (наряду с модулями структурирования и доступа к данным).
- *Сервисы анализа* позволяют производить расчеты для выбранных сетей. Приведем примеры. Сервис InfluenceService позволяет рассчитать влияние и влиятельность как на основе различных алгоритмов сетевой центральности, так и на основе акционального подхода. Сервис MacroPredictionService позволяет рассчитать прогноз активности сети на макроуровне с помощью регрессионных моделей информационного процесса. Таким образом, сервисы анализа данных позволяют реализовать четвертый этап «Анализ данных» технологии анализа активных сетевых структур (наряду с модулями анализа и визуализации данных).
- *Сервисы отчетов* отвечают за экспорт результатов анализа в файлы Microsoft Excel, а также представление результатов в файлах изображений (png, svg). Таким образом, сервисы анализа данных позволяют реализовать пятый этап «Представление результатов анализа» технологии анализа активных сетевых структур (наряду с модулями анализа и визуализации данных).

Промежуточным звеном между пользовательским интерфейсом и сервисами, реализующими бизнес-логику системы, служит слой REST-контроллеров (на рисунке 70 показана схема связей типичного контроллера разработанной системы). Слой REST-контроллеров реализован при помощи технологий Spring MVC Framework (Model-View-Controller, <https://spring.io/projects/spring-framework>), являющихся фактически стандартом в области корпоративных решений.

Важно отметить, что выбранная REST-концепция построения распределённого приложения, при которой каждый REST-запрос клиента к серверу содержит в себе исчерпывающую информацию о желаемом ответе сервера (о ресурсах сервиса и требуемых операциях с ними), потенциально позволяет работать с любыми клиентами: клиентскими веб-приложениями с пользовательским интерфейсом, загрузчиками данных, шлюзами интеграции с другими программными комплексами и т. д. Это позволяет, во-первых, напрямую в пакетном режиме загружать на сервер все требуемые данные об объектах АСС и связях между ними, а во-вторых, взаимодействовать с кластером при реализации особо вычислительно сложных методов анализа АСС (или для отработки новых методов).

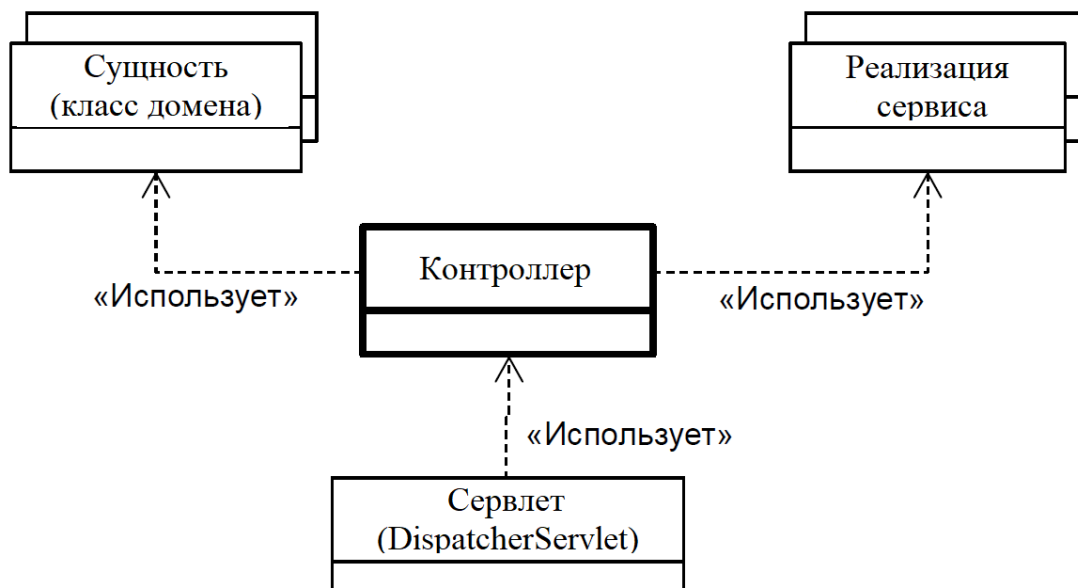


Рисунок 70 – Схема связей типичного контроллера веб-приложения анализа сетей

Контроллеры системы представляют собой компактные объекты, имеющие следующие основные обязанности: правильно интерпретировать REST-запрос клиента, т. е. проанализировать адрес URL и извлечь данные в JSON-формате, чтобы собрать все сведения необходимые для выполнения запроса; вызвать в правильной последовательности все необходимые операции слоя сервисов, передав в качестве параметров извлеченные данные; получить от сервисов данные для отправки клиенту, корректно обработав исключения; сформировать и отправить клиенту ответ сервера на запрос.

Модель предметной области является основой программного комплекса, на основе ее сущностей происходит коммуникация между различными подсистемами. Модель предметной области предусматривает создание сети взаимосвязанных объектов, каждый из которых представляет некоторую осмысленную сущность. Объектно-ориентированная модель предметной области напоминает схему соответствующей базы данных, но между ними есть существенные отличия: в модели предметной области интегрируются данные и функции, допускаются многозначные атрибуты, создаются сложные сети ассоциаций между объектами и используются связи наследования в соответствии с заданной бизнес-логикой. Поэтому отображение модели предметной области в реляционную базу данных является не самой простой задачей, для ее решения в системе используются технологии преобразования данных (ORM – объектно-реляционное отображение). На практике это означает использование специальных аннотаций для классов модели предметной области и специальных методов, поддерживающих целостность объектов предметной области. Кроме того, в веб-приложении в целях повышения производительности и снижения количества запросов к базе данных используются технологии кэширования часто используемых объектов в оперативной памяти.

Следует отметить, что зависимость модели предметной области от других слоев (слоя сервисов, слоя контроллеров, слоя репозитариев) специально ослаблена для адаптации к потенциальным изменениям в будущем. Модель предметной области на основе объектов POJO (Plain Old Java Objects) разработана настолько

простой, насколько это возможно. Функции сущностей предметной области, не связанные непосредственно с бизнес-логикой, вынесены в слой сервисов. В слой сервисов выносятся логика специфичная для системы, а не для предметной области, например взаимодействие с базой данных. Слой сервисов также используется для создания более отчетливого интерфейса API к модели предметной области, то есть для более тесной связи модели предметной области с вариантами использования системы (см. выше описание сервисов системы).

Большая часть сущностей модели предметной области является сериализуемой, то есть реализована возможность преобразования объектов в строки в формате JSON и возможность обратного преобразования строк в формате JSON в объекты модели предметной области при помощи специальных аннотаций и вспомогательных классов преобразования. Такая возможность требуется для общения серверной части системы с ее клиентами.

Перейдем от рассмотрения реализованных архитектурных решений слоя предметной области к непосредственному рассмотрению сущностей разработанной в рамках проекта модели предметной области. Модель предметной области разработана в рамках концептуальной модели раздела 5.1 и соответствует вариантам использования программного комплекса аналитиком. Для удобства модель предметной области разбивается на три пакета: пакет с сущностями конкретной сетевой структуры, пакет с сущностями абстрактной сетевой структуры, пакет со вспомогательными сущностями.

Рассмотрим основные сущности перечисленных пакетов.

1) Пакет с сущностями конкретной сетевой структуры (онлайновой социальной сети) включает следующие сущности.

- *Социальная сеть* (класс ConcreteNetwork) содержит название онлайновой социальной сети, адрес и общее описание.
- *Участник сети* (класс Participant) содержит идентификатор участника сети и другие атрибуты (ссылку на социальную сеть, пол, возраст, место проживания, интересы и т. д.).

- *Действие* (класс Action) содержит идентификатор действия, идентификатор автора, время создания, тип действия, идентификатор родительского действия и другие атрибуты в зависимости от типа действия.

2) Пакет с сущностями абстрактной сетевой структуры включает следующие сущности.

- *Сеть* (класс Network) содержит название и описание сети, родительский проект, а также список узлов и ребер. Кроме того, производная сеть содержит ссылку на родительскую сеть, на основе которой она была получена, и описание способа получения сети (ссылку на объект преобразования).
- *Узел* (класс Node) содержит ссылку на сеть, ссылку на участника сети (которому соответствует узел), список входящих и исходящих ребер.
- *Ребро* (класс Edge). Каждому ребру сети соответствует ровно одно действие. Ребро хранит ссылку на сеть, ссылку на действие, а также ссылки на начальный и конечный узлы.
- *Характеристика узла* (класс NodeChar) рассчитывается при помощи некоторого соответствующего алгоритма анализа активных сетевых структур (например, влияние узла сети рассчитывается при помощи алгоритма расчета влиятельности). Необходимо хранить тип значения характеристики (скаляр, вектор и т. д.), значение характеристики, название характеристики и ссылку на узел, для которого рассчитана характеристика.
- *Характеристика сети* (класс NetworkChar) рассчитывается при помощи соответствующего алгоритма анализа сетей (например, распределение узлов сети по влиятельности). Необходимо хранить тип значения характеристики (скаляр, вектор и т. д.), значение характеристики, название характеристики и ссылку на сеть, для которой рассчитана характеристика.

3) Пакет со вспомогательными сущностями включает сущности аналитик, проект и преобразование.

- *Аналитик* (класс Analyst) – пользователь системы, для которого в системе хранятся его данные и список заведенных им проектов.
- *Проект* (класс Project) отражает рабочее пространство пользователя системы и хранит название проекта, ссылку на владельца проекта, дату создания проекта, ссылку на базовую сеть проекта и список производных сетей проекта.
- *Преобразование* (класс Transformation) используется для получения производных сетей и отражает предпочтения аналитика / ЛПР по некоторой задаче. Пример преобразования – фильтрация действий по ключевым словам.

Все эти сущности необходимо хранить в реляционной базе данных в соответствующих таблицах. В соответствии с правилами нормализации на основе описанных сущностей предметной области и были разработаны объекты реляционной базы данных.

Перейдем к рассмотрению методов анализа на основе информационного влияния, реализованных в программном комплексе, и соответствующих примеров расчетов для онлайн-социальных сетей.

5.4. Методы расчета влияния и влиятельности агентов в активных сетевых структурах

На протяжении последнего десятилетия заметно возросла роль онлайн-социальных сетей ²¹ (Facebook, Twitter и др.) в жизни общества. Важный аспект информационно-аналитической работы с социальными сетями состоит в оценке влияния пользователей. Влиятельные индивиды (которых иногда называют лиде-

²¹ Которые являются одним из наиболее значимых видов АСС.

рами общественного мнения) в существенной мере определяют тематику обсуждаемых новостей, позитивное или негативное отношение к каким-либо явлениям, персонам, организациям, а также к продуктам и услугам организаций.

Например, мнения пользователей сетей можно наблюдать, отслеживая реакцию «лидеров мнений» на те или иные актуальные для ЛПР события. Также информация о наиболее влиятельных пользователях социальной сети полезна при решении задачи информационного управления – формирования у пользователей сети полезной для ЛПР информированности. Рассмотрим следующую ситуацию, с которой сталкиваются маркетологи, специалисты по связям с общественностью и другие специалисты по ведению информационных кампаний: требуется найти пользователя, которому можно сообщить определенную информацию для инициирования ее максимально широкого распространения. Поиск такого пользователя следует осуществлять среди тех, влиятельность которых в данной (интересующей ЛПР) предметной области является наибольшей.

Поэтому вопрос оценки влиятельности представляет практический интерес и, как следствие, приводит к разработке прикладных методов, как правило, основанных на различного рода эвристиках (см. обзор в первой главе с указанием достоинств и недостатков существующих методов). В данном разделе для решения прикладной задачи оценки влиятельности конкретизируются и применяются методы, предложенные в третьей главе настоящей работы. Приводятся схемы расчетов влияния и влиятельности с соответствующими расчетами для онлайн-социальных сетей (в т. ч. для русскоязычного сегмента самой популярной сети в России ВКонтакте).

Как уже отмечалось в главе 3, формализовать понимание информационного влияния можно различным образом в зависимости от решаемой практической задачи. Для расчета влиятельности членов АСС (пользователей конкретной социальной сети), необходимо ввести предположения о взаимосвязи действий и их значимости, т. е. конкретизировать предпочтения центра, решающего прикладную задачу.

Опыт реализации проектов показывает, что на практике чаще всего предпочтительной является следующая *конкретизация предпочтений центра относительно исходных данных АСС* (будем называть ее стандартной). Значимыми для центра считаются посты (оригинальные и репосты) и комментарии, в которых упоминается определенный объект (бренд, продукт, персона и т. п.), а также лайки к таким постам и комментариям. При этом центр интересуют только действия, совершенные в течение интервала времени t . Значимость для центра каждого такого поста (лайка, комментария) определяется известной положительной константой v_p (соответственно, v_l, v_c).

В этом случае можно ограничиться рассмотрением следующих видов действий:

- 1) создание поста (оригинального или репоста),
- 2) создание комментария к посту или комментарий,
- 3) создание лайка посту,
- 4) создание лайка комментарий.

Тем самым, множество видов действий K состоит из четырех элементов: $K = \{1, 2, 3, 4\}$. Далее вместо действия «создание поста» и других действия будем для краткости писать «пост» и т. п.

Будем считать, что бинарное отношение причинности $a \rightarrow b$ выполнено в следующих случаях:

- a – пост, b – комментарий к нему;
- a – пост или комментарий, b – поставленный ему лайк;
- a – пост, b – его репост;
- a – комментарий, b – комментарий к нему;
- a и b совпадают.

(Введение отношения причинности позволяет оценить последствия действий в сети, см. раздел 3.1 главы 3).

При описанных выше условиях будем считать (в рамках стандартной конкретизации предпочтений центра), что значимость совокупности действий S зависит аддитивно от каждого из них:

$$\Phi(S) = \sum_{a \in S} \Phi(a),$$

где

$$\Phi(a) = \begin{cases} v_p, & \text{если } a \text{ – пост с упоминанием объекта,} \\ & \text{созданный в интервале } \tau; \\ v_c, & \text{если } a \text{ – комментарий к посту/комментарий с упоминанием объекта,} \\ & \text{созданный в интервале } \tau; \\ v_l, & \text{если } a \text{ – лайк к посту или комментарий с упоминанием} \\ & \text{объекта, созданный в интервале } \tau; \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

Существует и иные варианты конкретизации предпочтений центра, вызывающие практический интерес. Приведем некоторые из них.

Вариант конкретизации предпочтений центра А. В данном варианте конкретизации значимым для центра действием является подписка на какого-либо пользователя, осуществленная пользователем из некоторого множества $M \subseteq N$ (содержательно M может быть множеством пользователей определенного возраста, места проживания и т. п.), причем значимость каждого такого действия задается положительной константой v .

В этом случае можно ограничиться рассмотрением следующих видов действий:

- 1) создание учетной записи пользователя (появление пользователя в сети),
- 2) подписка на пользователя.

Тем самым, множество видов действий K состоит из двух элементов: $K = \{1, 2\}$. Будем считать, что бинарное отношение причинности $a \rightarrow b$ выполнено в следующих случаях:

- a – создание учетной записи пользователя, b – подписка на этого пользователя;
- a и b совпадают.

Здесь, как и в стандартной конкретизации, значимость совокупности действий S зависит аддитивно от каждого из них:

$$\Phi(S) = \sum_{a \in S} \Phi(a),$$

где

$$\Phi(a) = \begin{cases} \nu, & \text{если } a \in M; \\ 0, & \text{если } a \notin M. \end{cases}$$

(здесь $a \in M$ означает создание учетной записи из множества M или подписку пользователя из множества M).

Далее расчет влиятельности можно осуществить по формулам влияния и влиятельности, предложенным в третьей главе настоящей работы (см. раздел 3.3). Ясно, что в данном случае влиятельность трактуется как наличие большого количества подписчиков из заданного множества.

Вариант конкретизации предпочтений центра Б. В данном варианте значимым для центра является количество пользователей, разместивших на стене посты (копии постов), содержащие ссылку на определенную интересующую центр публикацию в сети Интернет.

В этом случае можно ограничиться рассмотрением одного вида действий: создание поста (репоста), при этом множество K является одноэлементным.

Будем считать, что бинарное отношение причинности $a \rightarrow b$ выполнено в следующих случаях:

- a – пост, b – его репост;
- a и b совпадают.

Определим значимость $\Phi(S)$ множества S как количество пользователей, создавших посты из множества S , содержащие ссылку на интересующую центр публикацию. В данном случае, в отличие от предыдущих конкретизаций, функция

$\Phi(S)$ не является аддитивной (поскольку пользователь может создать несколько постов, содержащих ссылку на публикацию).

Таким образом, можно получить все необходимые исходные данные (согласно стандартной или одной из альтернативных конкретизаций предпочтений центра) для расчета влияния агентов/мета-агентов по формулам функций влияния и влияния. Далее центр должен принять предположения относительно функций влияния и влияния, ответив на вопросы А, В и С из раздела 3.3, и выбрав тот или иной случай формализации влияния. Например, он может принять следующие предположения:

- интерес представляет влияние всех действий, т. е. рассматриваются не только те пользователи, которые вводят в рассмотрение в сети те или иные материалы, но и пользователи, которые эффективно распространяют чужие материалы (А1);
- интерес представляет воздействие на последствия действий (В2);
- интерес представляет количество пользователей вне зависимости от их активности в сети, т. е. суммарное влияние на всех агентов сети будем считать нормированным (С1). Иначе говоря, центр интересуется не столько количеством действий в сети, сколько количеством совершивших их пользователей.

При этих предположениях функция влияния мета-агента I на мета-агента J определяется следующим образом (случай формализации влияния 3, см. раздел 3.3):

$$\chi(I, J) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_I) \cap \pi(\delta_J))}{\Phi(\pi(\delta_J))}, & \Phi(\pi(\delta_J)) > 0; \\ 0, & \Phi(\pi(\delta_J)) = 0. \end{cases}$$

Считаем, что $\Phi(\pi(\delta_J)) > 0$ для любого $J \subseteq N$ (т. е. агентов, все последствия действия которых в совокупности обладают нулевой значимостью, исключим из рассмотрения). Влиятельность мета-агента I :

$$\varepsilon(I) = \chi(I, N) = \frac{\Phi(\pi(\delta_I))}{\Phi(\Delta)},$$

где Δ – это множество всех рассматриваемых конкретных действий.

Тогда алгоритм расчета влияния/влиятельности схематично выглядит так.

Шаг 1. Конкретизация предпочтений центра.

- Выбор активной сетевой структуры.
- Принятие системы предположений относительно исходных данных (видов действий и их значимости, взаимосвязи действий).
- Выбор варианта формализации функции влияния и влиятельности (принятие предположений относительно этих функций).

Шаг 2. Сбор и хранение исходных данных активной сетевой структуры (конкретной онлайн-социальной сети).

Шаг 3. Структурирование и интеграция исходных данных АСС в рамках выбранного представления (реляционного, объектно-ориентированного, графового представления).

Шаг 4. Преобразование исходной базовой сети согласно предпочтениям центра (например, по виду действий, времени совершения действия, содержанию действий, участникам сети) и формирование производной сети.

Шаг 5. Расчет влияния / влиятельности агентов и мета-агентов активной сетевой структуры для выбранной производной сети.

Шаг 6. Представление результатов центру в виде перечня агентов АСС, упорядоченного по убыванию влиятельности агентов, а также диаграмм распределения участников по влиятельности.

Шаги 2–3 предпринимаются в случае отсутствия необходимых данных для выбранной АСС.

Далее приведем полученные в рамках прикладных исследований расчеты влиятельности пользователей трех из наиболее значимых онлайн-социальных сетей: Facebook, VKontakte и Reddit.

Расчет влиятельности для онлайн-социальной сети Facebook

Приведем результаты расчета влиятельности пользователей русскоязычного сегмента сети Facebook. Значимыми для центра являются такие посты (оригинальные и репосты) внешних ссылок в Facebook, а также комментарии и лайки к ним, которые связаны с политическим кризисом на Украине и совершены за период с середины ноября 2013 г. по середину января 2014 г. Значимость совокупности действий зависит аддитивно от каждого из них (см. соответствующие предположения о взаимосвязи действий и их значимости в стандартной конкретизации предпочтений центра), а значимость отдельного действия определяется на основании того, как часто они совершались в сети Facebook (более редкое действие является более значимым).

При помощи API сети Facebook был осуществлен сбор релевантных постов и связанных с постами комментариев и лайков, которые в дальнейшем были при помощи разработанного программного комплекса обезличены, структурированы и представлены в реляционной базе данных MySQL.

Отдельный интерес представляло влияние внешних воздействий на действия в социальной сети (влияние внешних интернет-публикаций, сообщений и статей). На рисунке 71 показано распределение внешних ссылок по числу разместивших их пользователей-«репостеров».

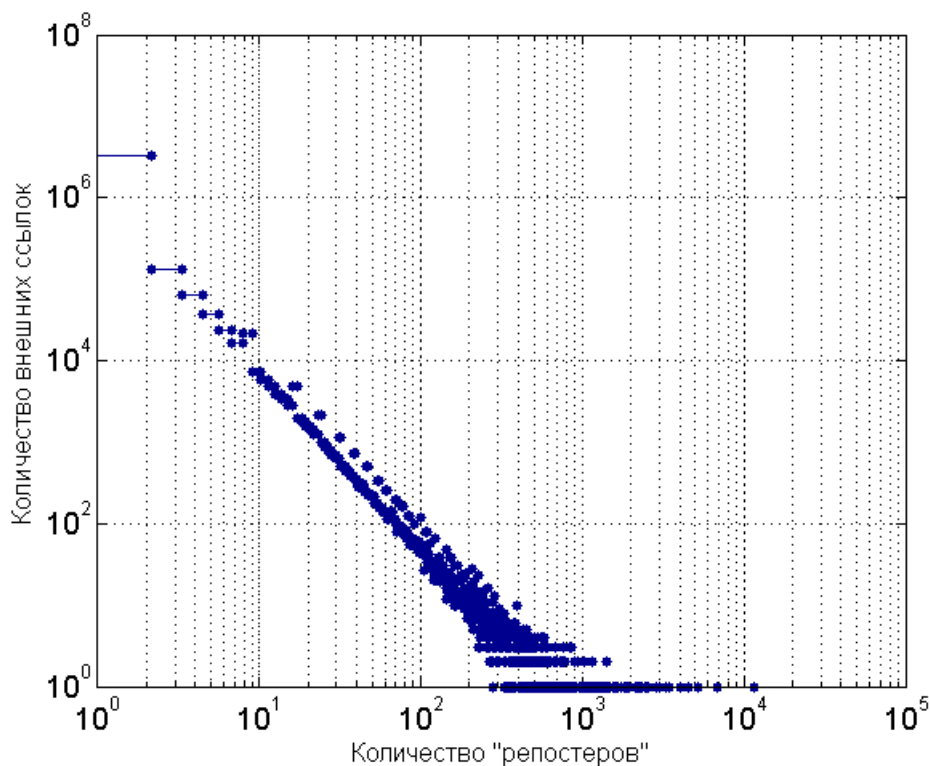


Рисунок 71 – Распределение внешних ссылок по количеству пользователей, совершивших репост.

Оказывается, что лишь небольшое число внешних ссылок влияет на действительно большое число участников сети: всего обнаружено 377 внешних ссылок, каждая из которых вызывает прямо или косвенно действия больше 500 пользователей; среди этих внешних ссылок 152 ссылки непосредственно связаны с политическим кризисом на Украине (в частности, призывы к сбору на Майдане с указанием конкретного времени, просьбы о распространении разоблачений провокаций силовиков, призывы к солдатам и офицерам украинской армии и т. д.). Для наиболее популярных внешних ссылок был выполнен расчет влиятельности пользователей, участвующих в их распространении. Полученное распределение пользователей по влиятельности (рассчитанной согласно случаю 3 формализации влияния ²²) приведено на рисунке 72.

²² Интерес представляет влияние всех действий (A1), интерес представляет воздействие на последствия действий (B2), суммарное влияние на всех агентов сети будем считать нормированным (C1)

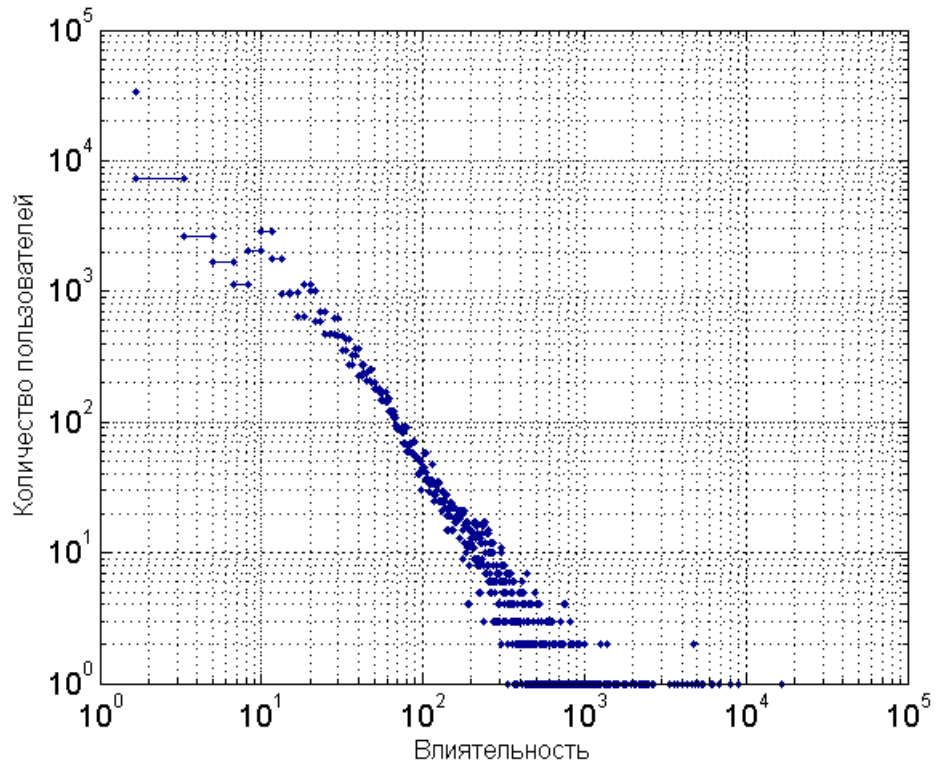


Рисунок 72 – Распределение пользователей сети Facebook по их влиятельности.

Из рисунка 72 видно, что лишь небольшое число пользователей обладает большой влиятельностью согласно акциональной модели, что вкупе с выявляемыми структурами распространения влияния позволяет оценить их роль в распространении внешних информационных воздействий при помощи экспертов с относительно небольшими затратами.

Расчет влиятельности для онлайн-социальной сети ВКонтакте

Рассмотрим расчет влиятельности пользователей популярной в России и странах СНГ онлайн-социальной сети ВКонтакте (vk.com)²³. Считаем значимыми для центра посты, в которых содержится ключевое слово «Назарбаев» (в любых падежных формах), а также их репосты, комментарии и лайки к ним. В качестве интервала T рассматривается 2015 год (т. е. T – это промежуток от 0 часов 0 минут 0 секунд 1 января 2015 года до 23 часов 59 минут 59 секунд 31 декабря 2015 года)²⁴.

Предположения о действиях и их взаимосвязи принимаются согласно *стандартной конкретизации предпочтений центра*, однако значимость отдельных действий для центра рассмотрим в двух несколько различающихся вариантах, имеющих разный содержательный смысл. В первом варианте (будем называть его *ненормированным*) ценность каждого такого поста, лайка и комментария определяется одной и той же положительной константой, которую без ограничения общности можно считать равной единице. Такой вариант является наиболее простым для понимания и позволяет оценить воздействия на общую активность пользователей. Полагаем $\Phi(a) = 1$, если a – пост с упоминанием ключевого слова, созданный в интервале T , или комментарий к такому посту, созданный в интервале T , или лайк такому посту или комментарию, созданный в интервале T , иначе $\Phi(a) = 0$. Назовем ненормированной такую влиятельность, для расчета которой используется заданная выше значимость действий. Во втором варианте (будем называть его *нормированным*) производится нормировка таким образом, чтобы суммарная значимость действий каждого агента была равна единице (содержательно это, в частности, означает, что не имеющая последствий высокая активность отдельных агентов не влияет сильно на расчет влиятельности). В нормированном случае полагаем $\Phi(a) = \frac{1}{|\delta_{\alpha(a)}|}$ (где $|\cdot|$ означает мощность множества) если

²³ Анонимизированные данные были предоставлены для исследований компанией DSS Lab, эти данные были загружены для последующего анализа в программный комплекс.

²⁴ Далее будем ссылаться на такой набор данных как на *Назарбаев-2015*.

a – пост с упоминанием ключевого слова, созданный в интервале T , или комментарий к такому посту, созданный в интервале T , или лайк такому посту или комментарию, созданный в интервале T , иначе $\Phi(a) = 0$. Такая значимость приводит к нормированному способу расчета влияния.

Примем предположения относительно функции влияния/влиятельности, соответствующие случаю формализации влияния 5.

Построим распределение по рассчитанной влиятельности для пользователей с ненулевой влиятельностью. На рисунке 73 изображена диаграмма, состоящая из горизонтальных отрезков (некоторые из них вырождаются в точку): по горизонтальной оси указана влиятельность пользователей, по вертикальной оси – число пользователей, влиятельность которых попадает в определенный интервал (задаваемый левой и правой границами отрезка). Пользователи с нулевой влиятельностью исключены из рассмотрения (всего таких оказалось ~879 тысяч).

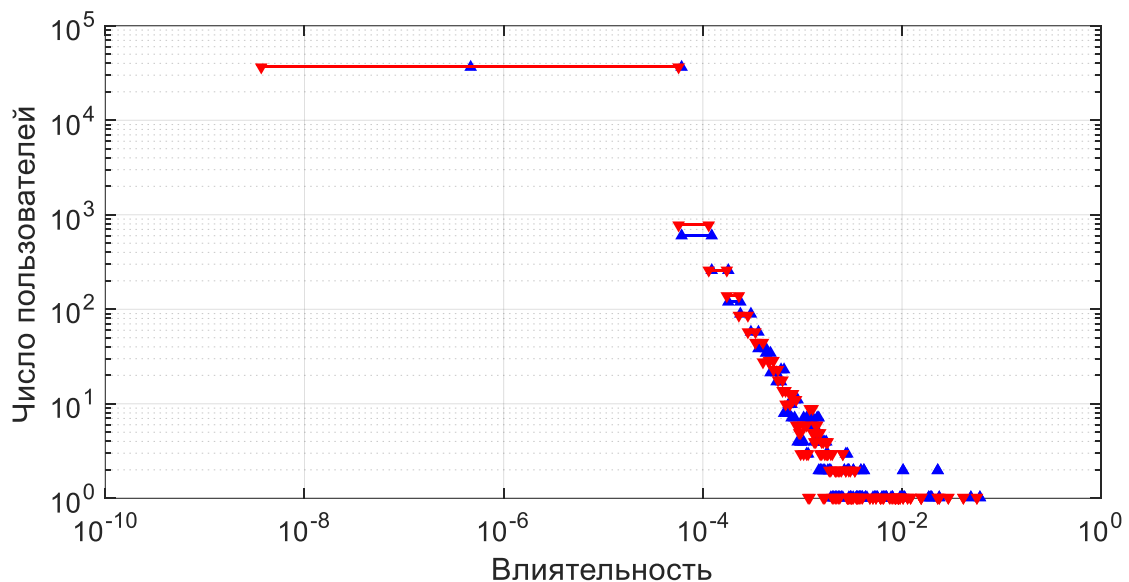


Рисунок 73 – Распределение пользователей сети ВКонтакте по их влиятельности (красным цветом обозначено распределение по ненормированной влиятельности, синим – по нормированной)

Из рисунка 73 видно, что лишь небольшое число пользователей обладают существенной влиятельностью. Действительно, совокупная влиятельность всего одного процента наиболее влиятельных пользователей составляет 94 – 96 % общей влиятельности всех пользователей, совокупная влиятельность двух процентов – 98 % общей влиятельности, а совокупная влиятельность пяти процентов – 100 % общей влиятельности (см. график зависимости доли влиятельности от процента наиболее влиятельных пользователей на рисунке 74).

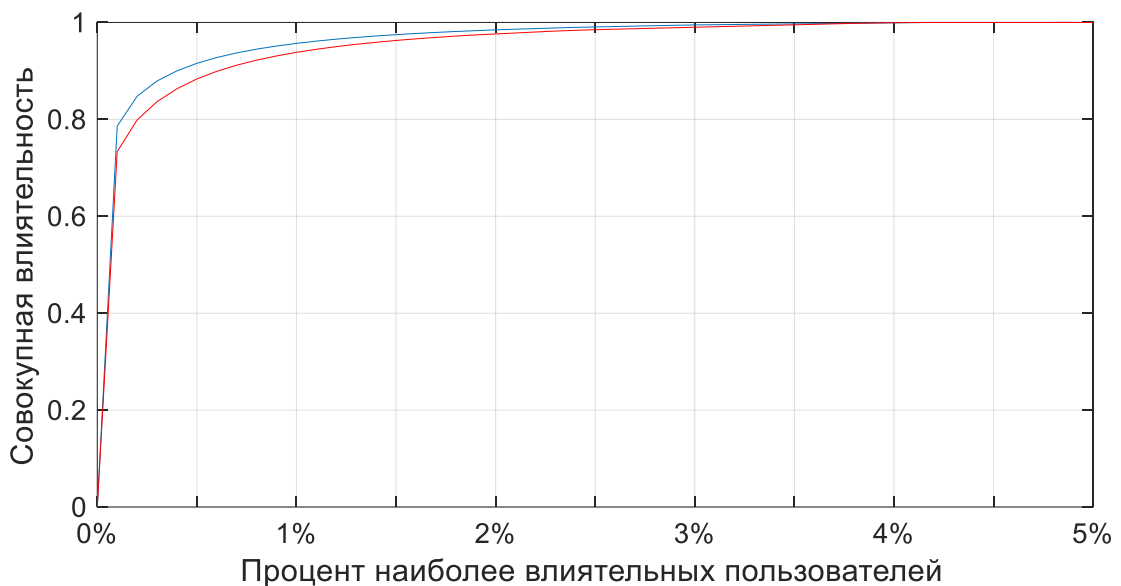


Рисунок 74 – Зависимость совокупной влиятельности пользователей от их числа (красным цветом обозначено распределение по ненормированной влиятельности, синим – по нормированной)

Таким образом, предложенный способ расчета влиятельности приводит к эффективному выявлению небольшого множества пользователей, которые оказали наибольшее влияние на действия остальных пользователей сети в рамках указанных центром предпочтений. Что в свою очередь позволяет оптимизировать приложение точечных усилий центра в ходе мониторинга, анализа и управления информационными процессами в АСС.

Проиллюстрируем различия при расчете нормированной и ненормированной влиятельности на примере двух пользователей (пользователя А и пользователя В), которые находятся на верхних позициях списков пользователей, ранжированных по убыванию влиятельности. Ненормированная влиятельность пользователя А равна 0,024 (3-я позиция в списке), а нормированная влиятельность – 0,016 (6-я позиция); в свою очередь ненормированная влиятельность пользователя В равна 0,020 (6-я позиция), нормированная влиятельность равна 0,029 (3-я позиция). Наглядное объяснение наблюдаемой «рокировке» позиций пользователей дает анализ распределения пользователей по их активности на рисунке 75 (красным цветом обозначено распределение пользователей, на которых оказывает влияние пользователь А, зеленым цветом – распределение пользователей, на которых оказывает влияние пользователь В). Более высокое значение ненормированной влиятельности пользователя А обусловлено большей активностью пользователей, испытывающих его влияние.

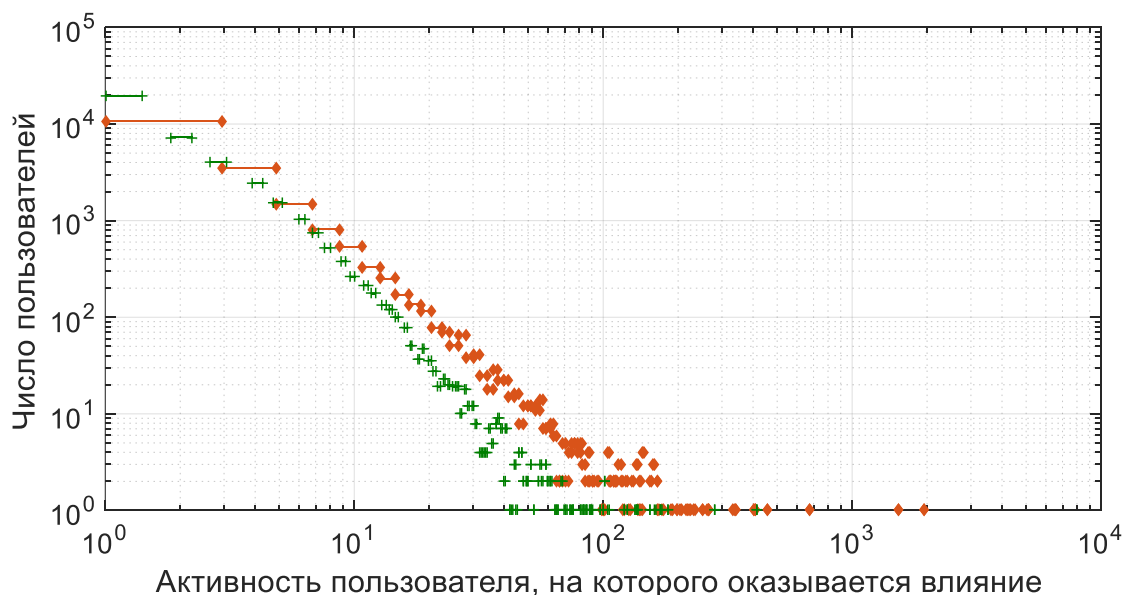


Рисунок 75 – Зависимость числа пользователей, на которых оказывается влияние, от их активности.

Расчет влияния для онлайн-социальной сети Reddit

В заключение подраздела рассмотрим расчет влияния для онлайн-социальной сети Reddit (reddit.com). Здесь была поставлена дополнительная задача оценки ролей влиятельных пользователей в распространении воздействий, а также оценки различий между разными случаями влияния и влияния (см. главу 3). Для анализа использованы посты и комментарии участников форума politics за 2010 год (224 тысячи постов и 2,2 миллиона комментариев) [399]. Пример одного из деревьев обсуждений этого форума приведен на рисунке 76.

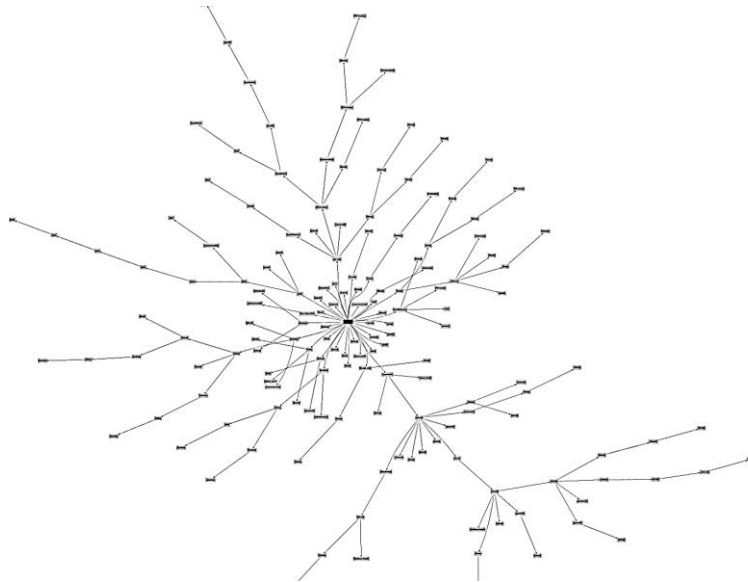


Рисунок 76 – Фрагмент дерева обсуждений в сети Reddit (центральная вершина – пост, все остальные вершины – комментарии к посту / комментариям)

Предположения о действиях и их взаимосвязи принимаются согласно *стандартной конкретизации предпочтений центра*, при этом значимость разных видов действий одинакова (без ограничения общности будем считать ее равной 1).

Различия между рассчитанными вариантами влияния A_1 и A_2 (см. главу 3) приведены на рисунке 77.

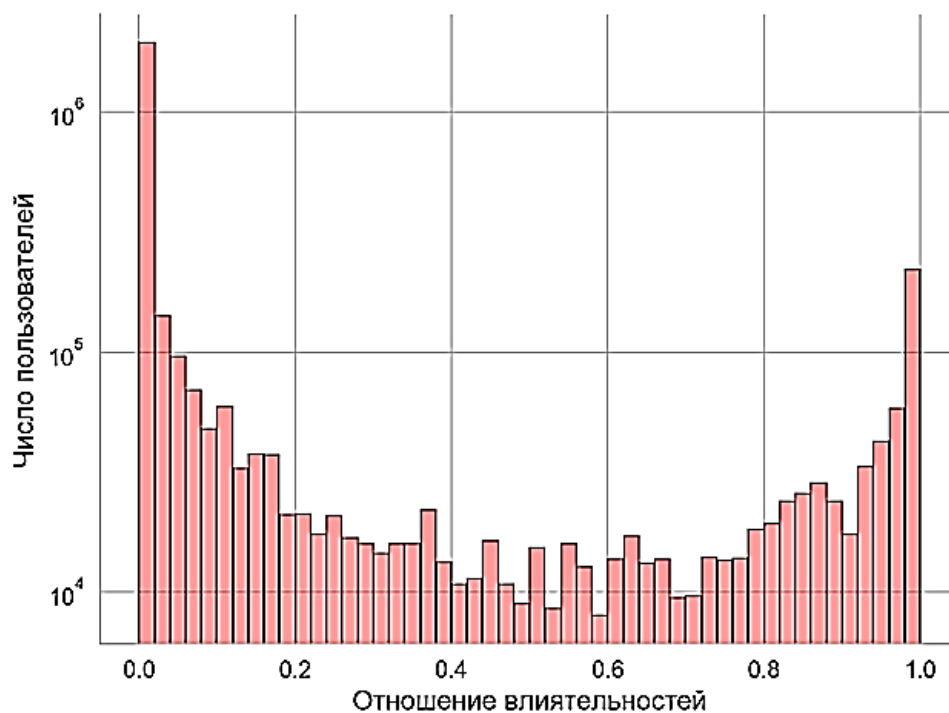


Рисунок 77 – Распределение числа пользователей по рассчитанному значению отношения влиятельности по начальным действиям к влиятельности по всем действиям

Из рисунка 77 можно увидеть довольно четкое разделение пользователей на «писателей» (влиятельность которых обусловлена их начальными действиями) и «комментаторов» (влиятельность которых обусловлена их действиями, не являющихся начальными).

Далее покажем различия между вариантами формализации влияния. На рисунках 78, 79 и 80 представлены диаграммы рассеяния, точками которых являются отношения влияния между пользователями Reddit. По осям откладываются значения различных вариантов влияния χ согласно случаям из раздела 3.3.

На рисунке 78 показаны различия между вариантами A1, B2, C2 и A2, B2, C2. В данном случае различие между ними обусловлено тем, что первый вариант расчета влияния учитывает все действия агента, оказывающего влияние, а второй – только его начальные действия. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена составляет 0,066.

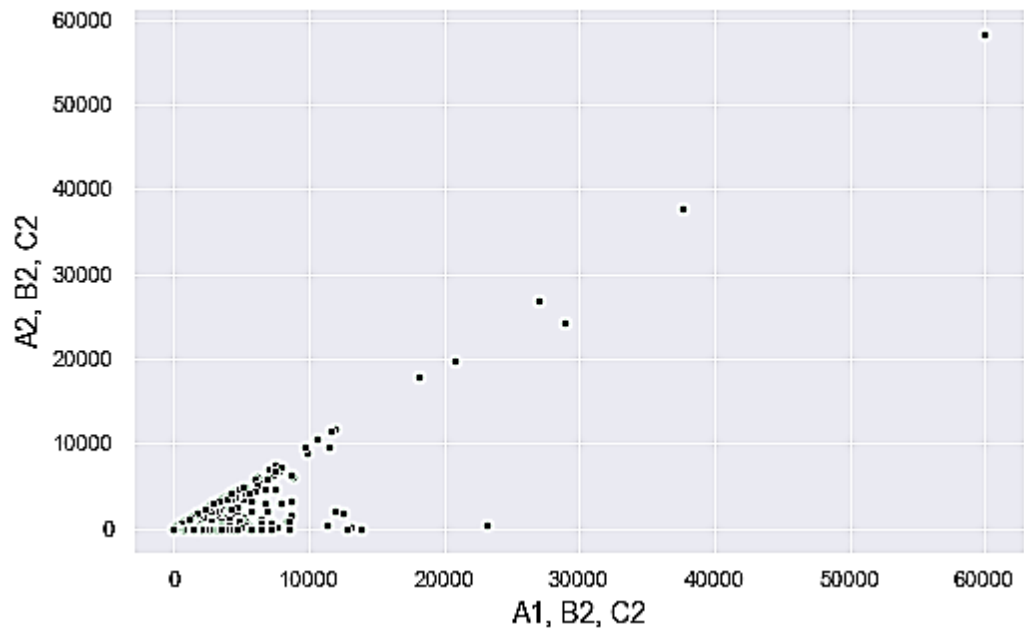


Рисунок 78 – Диаграмма рассеяния
для вариантов влияния χ (A1, B2, C2 и A2, B2, C2)

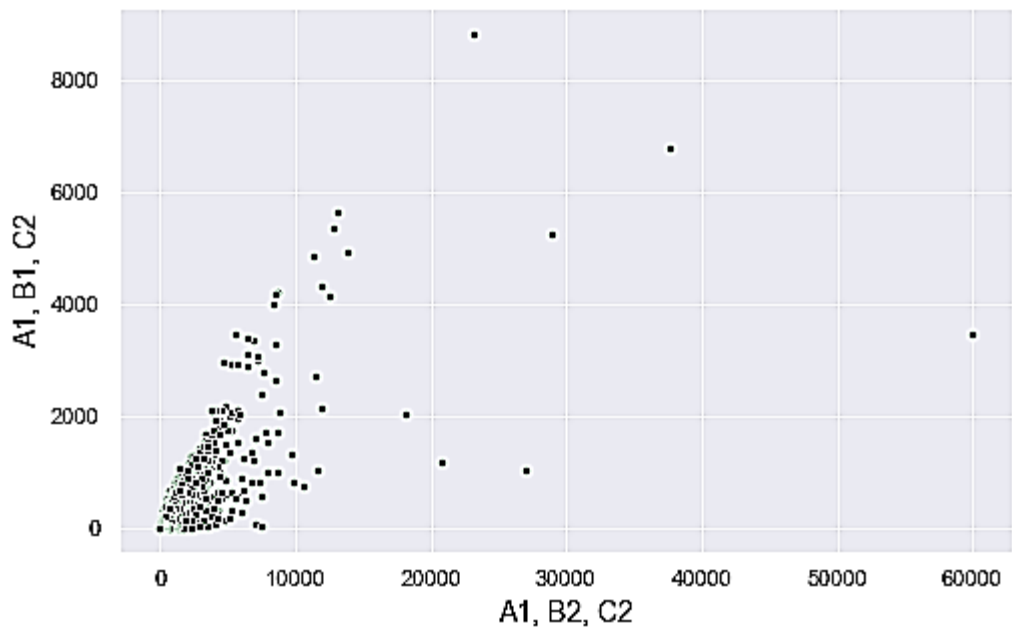


Рисунок 79 – Диаграмма рассеяния
для вариантов влияния χ (A1, B2, C2 и A1, B1, C2)

На рисунке 79 показаны различия между вариантами A1, B2, C2 и A1, B1, C2. Первый вариант расчета влияния рассматривает воздействие на действия агента, а второй – только воздействие на последствия его действий. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена составляет 0,314.

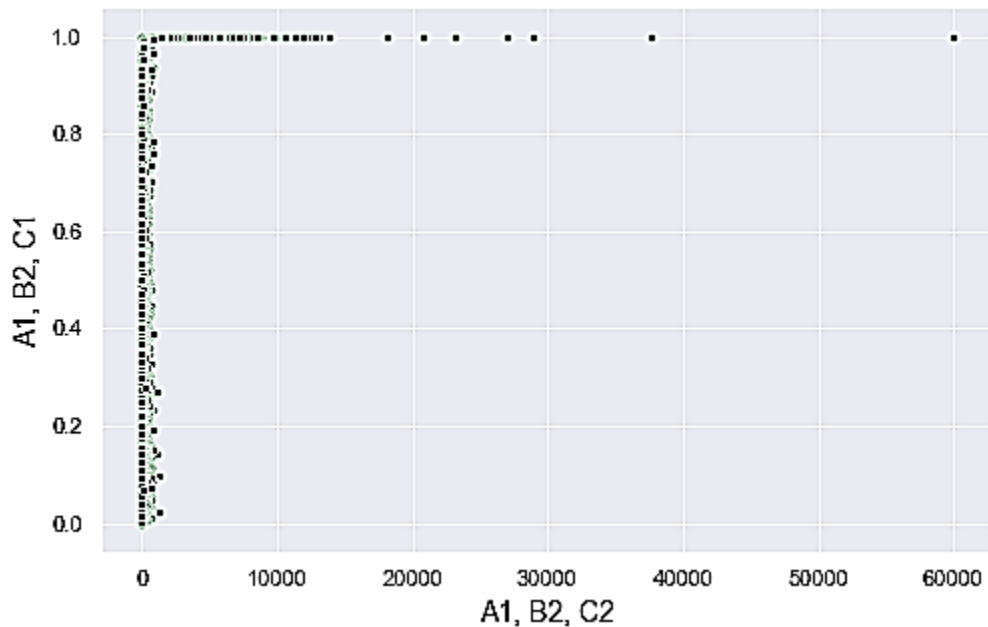


Рисунок 80 – Диаграмма рассеяния
для вариантов влияния χ (A1, B2, C2 и A1, B2, C1)

На рисунке 80 различия между вариантами формализации влияния A1, B2, C2 и A1, B2, C1 обусловлены тем, что первый вариант рассчитывает ненормированное влияние, а второй – нормированное. Коэффициент ранговой корреляции Спирмена равен 0,312. Необходимо отметить, что здесь основная масса точек сосредоточена в левой части Г-образного графика, в правой части располагаются точки, соответствующие таким связям влияния, для которых испытывающий влияние агент подвергается воздействию ровно со стороны одного агента и последствия такого воздействия значимы.

Таким образом на примере сети Reddit можно заключить, что между предложенными ранее в главе 3 вариантами влияния и влиятельности на практике

имеются существенные различия. Следовательно, ответы ЛПР на вопросы А, В и С являются значимыми. На практике одновременная реализация различных вариантов ответов позволяет, с одной стороны, подобрать в конечном итоге наилучший вариант расчета влияния, если предпочтения центра не являются четко определенными, а с другой – позволяет экспертам содержательно классифицировать участников конкретной сети и случаи влияния между ними.

5.5. Методы расчета влияния связей и выявления структур и устойчивых каналов распространения активности

Во многих случаях представляет практический интерес оценка значимости не только отдельных индивидов (или их подмножеств), но и связей между индивидами АСС. Тот факт, что один пользователь социальной сети регулярно реагирует на посты (сообщения в социальной сети) другого пользователя может оказаться значимым с точки зрения распространения важной информации. Вызывают интерес также такие связи между пользователями (или их подмножествами), которые значимы не только для самих этих пользователей, но играют заметную роль в распространении информации в сети. Эти связи образуют каналы распространения информации. На практике анализ значимых связей и каналов позволяет оценить информационный ландшафт АСС в заданной предметной области, в том числе определить этапность распространения информации и играемые пользователями (группами пользователей) информационные роли, вскрыть скрытые информационные сети, нередко целенаправленно организованные для решения различных задач (в т. ч. ведения информационных кампаний). Информация о таких связях полезна и для решения задачи информационного управления, например, формирования у пользователей сети полезной для ЛПР информированности путем точечного воздействия на связи для ускорения или замедления распространения нужной информации в сети.

В данном разделе подход, основанный на акциональной модели, применяется к оценке влияния не отдельных пользователей или множеств пользователей, а связей между пользователями (см. раздел относительно влияния структур в главе 3, а также [88, 255]), а также для выявления каналов распространения информации.

Формализуем используемые понятия в рамках акциональной модели. Каждая последовательность действий a_1, a_2, \dots, a_m , таких, что каждое действие, начиная со второго, является прямым последствием предыдущего (т. е. $a_1 \downarrow a_2 \downarrow \dots \downarrow a_m$), определяет канал распространения информации – последовательность агентов, совершивших данные действия: $i_1 = \alpha(a_1), \dots, i_m = \alpha(a_m)$.

Определим множество действий, совершенных j -м агентом под прямым влиянием i -го агента:

$$\delta_{ij} = \{b \in \delta_j \mid \exists a \in \delta_i \ a \downarrow b\}.$$

Сетевую значимость непосредственной связи между i -м и j -м агентами определим как нормированную значимость последствий действий, совершенных j -м агентом под прямым влиянием i -го агента:

$$\xi_{ij} = \frac{\Phi(\pi(\delta_{ij}))}{\Phi(\Delta)}.$$

Содержательно сетевая значимость непосредственной связи показывает, насколько большую роль играет наличие непосредственной связи между i -м и j -м агентами для распространения информации в сети (подчеркнем – с точки зрения центра).

Индивидуальную значимость для j -го агента его непосредственной связи с i -м агентом можно определить как долю значимости последствий действий j -го агента, которые обусловлены непосредственной связью с i -м агентом, по отношению к значимости всех действий j -го агента:

$$\eta_{ij} = \frac{\Phi(\pi(\delta_{ij}))}{\Phi(\pi(\delta_j))}.$$

Неформально можно выделить три различных случая связи между агентами.

1) Малое ξ_{ij} . В этом случае связь не представляет интереса для рассмотрения.

2) Большое ξ_{ij} , малое η_{ij} . В этом случае связь имеет значение для формирования информационной картины в сети, при этом j -й агент является влиятельным безотносительно к связи с i -м агентом.

3) Большое ξ_{ij} , большое η_{ij} . В этом случае связь имеет значение для формирования информационной картины в сети, при этом влияние j -го агента в большой степени обусловлено его информационной связью с i -м агентом.

Каналом распространения можно считать такую последовательность агентов i_1, i_2, \dots, i_m таких, что, во-первых, агенты в последовательности различны, а, во-вторых, сетевая значимость связи между каждыми двумя соседними агентами в последовательности достаточно велика:

$$\xi_{12} \geq h, \xi_{23} \geq h, \dots, \xi_{m-1,m} \geq h$$

для некоторого параметра $h > 0$. При этом величину

$$H = \min \{ \xi_{12}, \xi_{23}, \dots, \xi_{m-1,m} \}$$

назовем *интенсивностью* канала i_1, i_2, \dots, i_m .

Увеличивая значение параметра h и находя соответствующие (непосредственные) связи между агентами, можно выявлять все более интенсивные каналы распространения информации (если они существуют).

Каналы распространения информации в сети могут образовывать связные подсети. Для дальнейших расчетов введем следующее определение. Назовем *связной структурой каналов с интенсивностью H* максимальное по включению

множество агентов сети, в котором любая пара агентов включена в некоторый канал с интенсивностью, не меньшей H .

Особое значение имеют те каналы распространения информации, связи в которых имеют большую индивидуальную значимость. Совместное выполнение двух неравенств

$$\xi_{ij} \geq h, \eta_{ij} \geq h'$$

для достаточно больших порогов h и h' означает, что j -й агент фактически является своеобразным ретранслятором действий i -го агента, при этом являясь достаточно популярным для прочих пользователей.

Тогда алгоритм расчета значимости связей сети и выявления каналов распространения выглядит следующим образом.

Шаг 1. Конкретизация предпочтений центра.

- Выбор активной сетевой структуры.
- Принятие системы предположений относительно исходных данных (видов действий и их значимости, взаимосвязи действий).
- Выбор порогов h и h' для выявления каналов.

Шаги 2–3. Сбор и хранение исходных данных АСС, структурирование и интеграция исходных данных АСС в рамках выбранного представления (выполняется в случае отсутствия необходимых данных для выбранной АСС).

Шаг 4. Преобразование исходной сети согласно предпочтениям центра (например, по виду действий, времени совершения действия, содержанию действий, участникам сети) и формирование производной сети.

Шаг 5. Расчет индивидуальной и сетевой значимости связей между агентами активной сетевой структуры для выбранной производной сети.

Шаг 6. Поиск связных структур каналов с учетом значимости связей и выбранных пороговых значений.

Шаг 7. Представление результатов центру: распределение связей по их значимости; перечень связей, упорядоченный по убыванию значимости связей; перечень связных структур каналов, упорядоченный по убыванию их совокупной влиятельности (каждая структура в перечне представляется графом, в котором указывается значимость вершин и ребер).

Рассмотрим выявление связных структур каналов в онлайн-социальной сети ВКонтакте (набор данных *Назарбаев-2015*), которое необходимо для последующей оценки информационного ландшафта сети. Предположения о действиях и их взаимосвязи принимаются согласно стандартной конкретизации предпочтений центра. Значимость всех действий (постов, репостов, комментариев и лайков) для центра одинакова. В соответствии с приведенными выше формулами можно рассчитать значимость непосредственных связей между пользователями.

Рассчитаем сетевую значимость связей и рассмотрим связи с большими $\xi_{ij} \geq h = 250$ ²⁵, т. е. интересуют указанные выше случаи 2 и 3. Оказывается, значимость 99,995% связей сети меньше данного h . На рисунке 81 показана гистограмма распределения найденных связей по их индивидуальной значимости.

²⁵ Здесь и далее значения h следует делить на $2,2 \cdot 10^6$

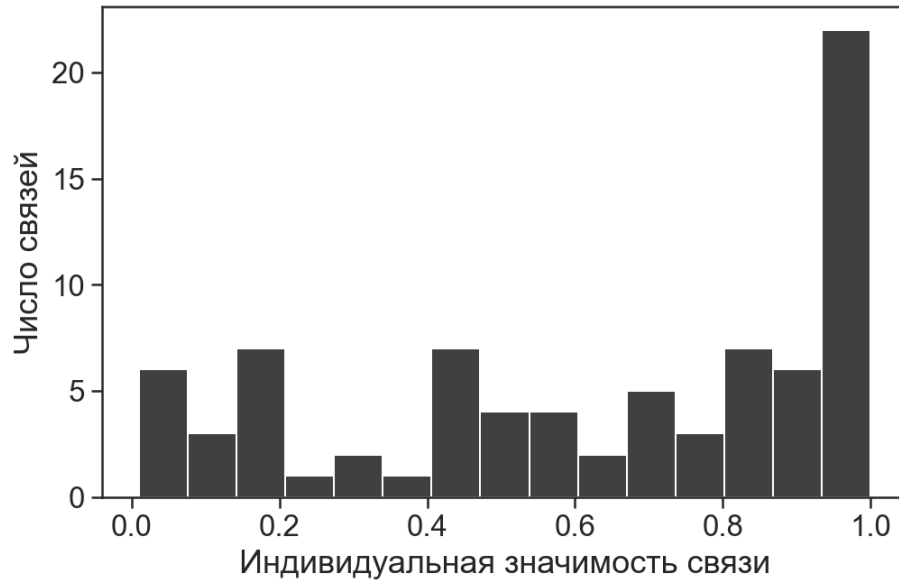


Рисунок 81 – Гистограмма связей по их индивидуальной значимости

Как можно видеть, среди связей с большой сетевой значимостью высока доля связей с большой индивидуальной значимостью (превалирует случай 3 «большое ξ_{ij} и большое η_{ij} »). Таким образом для связей, являющихся значимыми для формирования информационной картины в сети, популярность агентов, находящихся на конце связей, во многих случаях обусловлена их информационной связью с агентами в начале связи (они являются ретрансляторами).

Для интенсивности $h = 250$ найдены связанные структуры каналов, которые приведены на рисунке 82.

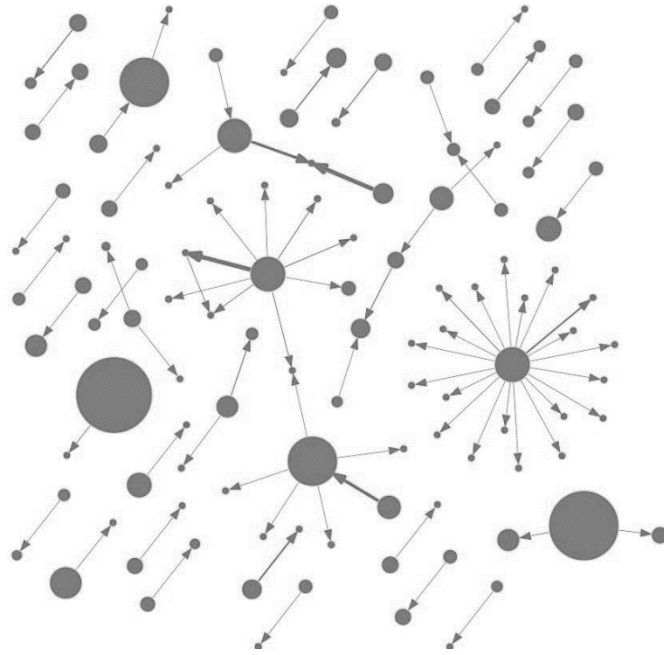


Рисунок 82 – Графы связных структур каналов ($h = 250$), величина узла нелинейно отражает влияние пользователя по начальным действиям, а толщина связи – ее сетевую значимость.

Центральными узлами таких структур являются открытые страницы ВКонтакте (паблики) и группы, освещающие различные стороны жизни общества. Публикуемая ими информация ретранслируется как пабликами, так и активными пользователями сети. В некоторых случаях уже для высокого порога можно выделить устойчивые длинные цепочки пабликов, специализирующиеся на определенной тематике.

На рисунке 83 изображены связные структуры каналов, связи в которых имеют большую индивидуальную значимость ($h' = 0,8$). В этом случае связи имеют значение для формирования информационной картины в сети, при этом влияние участника структуры в большой степени обусловлено его связью с предшественником.

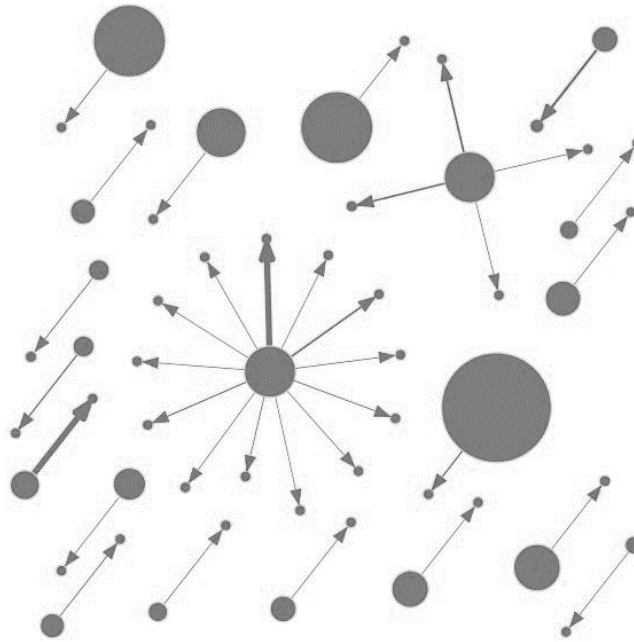


Рисунок 83 – Графы связных структур каналов ($h = 250, h' = 0,8$), величина узла нелинейно отражает влияние пользователя по начальным действиям, а толщина связи – ее сетевую значимость.

В этом случае длинные цепочки исчезают, т. е. условие того, чтобы в цепочке последующие узлы являлись ретрансляторами и при этом связи являлись значимыми для формирования информационной картины в сети, является довольно жестким.

Рисунки 82 и 83 показывают, что связные структуры каналов в данном случае в основном имеют простую форму: состоят из двух узлов. Ослабление ограничений (h и h') позволяет выявлять более нетривиальные структуры, но при этом число структур растет, что требует дополнительных усилий по их содержательному анализу со стороны экспертов по заданной теме. Эксперты получают перечень связных структур каналов, упорядоченный по убыванию их совокупной влияния. Каждая структура в перечне представляется графом, в котором указывается значимость вершин и ребер.

5.6. Методы анализа защищенности агентов от информационных воздействий

Как ранее отмечалось, информация самым существенным образом влияет на жизнь современного общества. Некоторые ключевые группы общества являются особенно уязвимыми к целенаправленным информационным воздействиям. В частности, экстремизм является одной из наиболее сложных социально-политических проблем современного общества. Его многообразные проявления потенциально могут оказать дестабилизирующее влияние на социально-политическую обстановку в стране. Под влиянием социальных, политических, экономических и иных факторов в молодежной среде, наиболее подверженной деструктивному влиянию, легче формируются радикальные взгляды и убеждения. Высокая защищенность от информационных воздействий может быть как позитивным (например, защищенность от экстремистских идеологий), так и негативным фактором – например, защищенность от пропаганды вакцинации. Поэтому оценка того, насколько те или иные группы населения «защищены» от информационного влияния заданного множества источников воздействий (например, экстремистов), представляет практический интерес. В данном разделе предлагается подход к оценке защищенности агентов сети.

Метод структурной защищенности рассчитывает степень защищенности одного мета-агента сети от информационных воздействий другого мета-агента. *Мета-агент* – подмножество участников сети (например, учетных записей, включая сообщества и группы, в социальной сети), рассматриваемое как одно целое. Это подмножество может формироваться различным образом: жители одного города, сторонники определенной политической партии, пользователи конкретного продукта, люди определенного возраста и др. Подмножество может формироваться и исходя из взаимосвязей внутри сети.

Рассматриваются мета-агенты двух типов: мета-агент – источник и мета-агент – цель. Мета-агент – цель T защищен от мета-агента – источника S , если действия S не влияют (прямо или косвенно) на действия T .

Замечание 1. Формально в качестве мета-агента может рассматриваться отдельный участник сети (одноэлементное подмножество).

Замечание 2. Множества S и T могут пересекаться (т. е. могут существовать участники, входящие в состав обоих мета-агентов).

Далее предлагается ограничиться рассмотрением следующих видов действий в сети, являющихся наиболее распространенными (здесь конкретизация предпочтений центра отличается от стандартной):

- 1) создание учетной записи (в том числе группы или сообщества);
- 2) создание поста (оригинального или репоста);
- 3) создание комментария к посту / комментарий;
- 4) создание лайка посту / комментарий;
- 5) просмотр поста / комментария / лайка.

Будем считать, что действие b является прямым последствием действия a в следующих случаях:

a – создание учетной записи, b – оригинальный пост на стене этой учетной записи;

a – пост или комментарий, b – комментарий к нему;

a – пост или комментарий, b – поставленный ему лайк;

a – пост, b – его репост;

a – пост, комментарий или лайк, b – его просмотр (считается, что все уведомления о действиях, приходящие по связям дружбы и подписки, пользователь просматривает).

Влияние мета-агента S на мета-агента T определим следующим образом (случай 1 формализации влияния, см. раздел 3.3):

$$\varepsilon_{ST} = \frac{\Phi(\pi(\delta_S) \cap \delta_T)}{\Phi(\delta_T)},$$

где δ_S – множество действий, совершенных мета-агентом S , $\pi(\delta_S)$ – множество последствий (прямых и косвенных) действий из множества δ_S , Φ – монотонно возрастающая функция, заданная на множествах действий и определяющая значимость данного множества.

Значимость совокупности действий зависит аддитивно от каждого из них:

$$\Phi(S) = \sum_{a \in S} \Phi(a),$$

где

$$\Phi(a) = \begin{cases} v_p, & \text{если } a \text{ – пост или репост;} \\ v_c, & \text{если } a \text{ – комментарий к посту или комментарий;} \\ v_l, & \text{если } a \text{ – лайк к посту или комментарий;} \\ v_r, & \text{если } a \text{ – просмотр уведомления о посте, комментарии, лайке;} \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

Значения величин v_p , v_c , v_l , v_r в алгоритме либо задаются пользователем (ЛПР или аналитиком), либо рассчитываются исходя из частоты встречаемости действий в сети (чем реже встречается действие, тем более значимым оно является).

Тогда защищенность мета-агента T от мета-агента S определяется следующим образом:

$$\xi_{ST} = 1 - \varepsilon_{ST}.$$

Упрощенный алгоритм расчета защищенности от информационных воздействий состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Конкретизация предпочтений центра.

- Выбор активной сетевой структуры.
- Выбор значимости видов действий.

- Выбор мета-агента S и мета-агента T (указываются определенные значения атрибутов членов мета-агентов или формируется исчерпывающий перечень членов мета-агентов).

Шаги 2–3. Сбор и хранение исходных данных АСС, структурирование и интеграция исходных данных АСС в рамках выбранного представления. Шаги выполняются в случае необходимости.

Шаг 4. Расчет защищенности мета-агента T от информационных воздействий мета-агента S для выбранной производной сети.

Шаг 5. Представление оценки защищенности мета-агента T от мета-агента S центру.

Приведем примеры модельных расчетов.

Пример 5.1. Рассмотрим сеть из двух пользователей (рисунок 84), источником является пользователь 1, а целью – пользователь 2. Пользователь 2 подписан на пользователя 1 (связь серого цвета), начиная с момента времени 1. Пользователь 1 выполняет действие «пост 1» в момент времени 2 (связь оранжевого цвета указывает на автора действия, а штриховая связь серого цвета на страницу пользователя, на которой было выполнено действие), а пользователь 2 выполняет в ответ действие «комментарий 2» в момент времени 3.

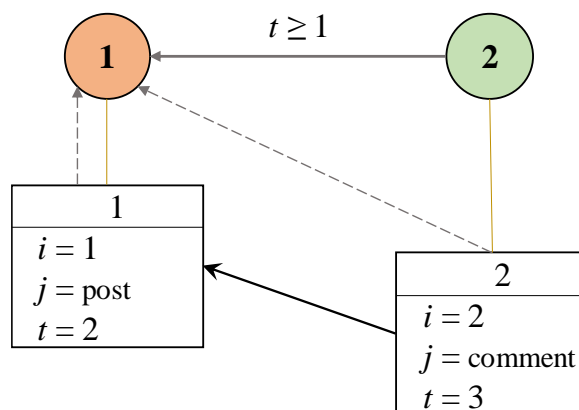


Рисунок 84 – Сеть примера 1

Защищенность цели равна нулю, поскольку все ее действия обусловлены действиями источника.

Примечание 1. Максимальная защищенность цели не может быть выше 1 и ниже 0.

Примечание 2. Считается, что пользователь 2 совершает также действие «просмотр» в ответ на действие «пост 1» и в ответ на действие «комментарий 2», поскольку пользователь 2 подписан на пользователя 1 с момента времени 1.

Пример 5.2. Сеть вышерассмотренного примера дополнена действием «пост 3», выполненного в момент времени 4 пользователем 2 на своей странице.

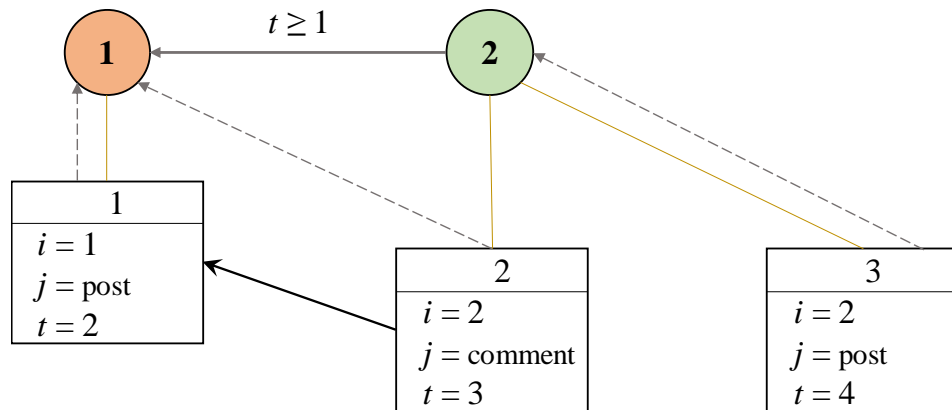


Рисунок 85 – Сеть примера 2

Защищенность цели равна 0.2, она возросла за счет самостоятельного действия цели «пост 3».

Пример 5.3. Рассмотрим сеть из трех пользователей, источник – пользователь 1, цель – пользователь 2. Пользователь 1 выполнил действие «пост 1» в момент времени 2, в ответ на которое пользователь 2 выполнил действие «комментарий 2» в момент времени 3. Пользователь 3 выполнил действие «пост 3» в момент времени 4, в ответ на которое пользователь 2 выполнил действие «лайк 4» в момент времени 6.

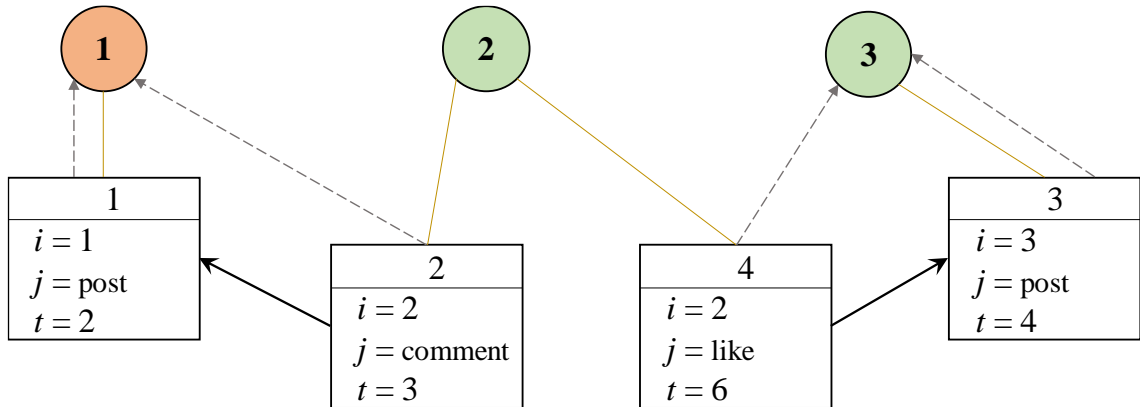


Рисунок 86 – Сеть примера 3. Круглые узлы обозначают пользователей (указан номер пользователя), квадратные – действия (указан номер действия, время публикации и тип действия).

Защищенность цели равна 0.5, т. е. 50% действий цели обусловлены действиями источника.

5.7. Методы выявления информационных сообществ на основе оказываемого на них влияния

В настоящее время в связи с развитием интеллектуальных технологий обработки больших объемов данных (data mining) и относительной доступностью данных онлайн-социальных сетей интенсивно разрабатываются методы кластеризации их пользователей (см., например, [118, 217]). Разнообразие существующих методов кластеризации во многом обусловлено спецификой решаемых прикладных задач. Одной из таких прикладных задач, представляющих научный и практический интерес, является задача выявления информационных сообществ, состоящих из пользователей со сходными представлениями и слабо пересекающихся по источникам информации, оказывающим на них то или иное влияние. В данном разделе предлагается метод, позволяющий получить ответ на этот вопрос. Предлагаемый метод основывается на выявлении наиболее влия-

тельных пользователей социальной сети в соответствии с акциональной моделью влияния и влиятельности агентов и мета-агентов. В этой модели пользователи сети (агенты) совершают взаимосвязанные действия, при этом влияние агента, характеризующееся интенсивностью реакции на его посты и комментарии, определяется с учетом точки зрения управляющего органа. В данном разделе важной считается лишь реакция, порождаемая оригинальными постами в сети. Иными словами, влиятельные (в данном понимании) агенты вводят в сеть новую информацию. Как было отмечено выше, в онлайн-социальных сетях сравнительно мала доля пользователей с заметной влиятельностью, рассчитываемой на основе акциональной модели. Поэтому в качестве признаков пользователя при проведении кластеризации можно использовать оказываемые на него влияния со стороны наиболее влиятельных пользователей. Опишем схему предлагаемого метода.

- Шаг 1.* Расчет влиятельности участников сети в соответствии с акциональной моделью и отбор наиболее влиятельных участников (этот шаг предполагает выполнение всех шагов алгоритма, представленного в разделе 5.4).
- Шаг 2.* Формирование стохастических векторов влияний на всех участников сети со стороны влиятельных участников (в результате данного шага каждый участник задается стохастическим вектором, характеризующим влияние на него).
- Шаг 3.* Введение расстояния между двумя участниками (метрики), расчет расстояния между участниками сети.
- Шаг 4.* Разбиение участников сети на заданное число сообществ.
- Шаг 5.* Оценка качества разбиения, при необходимости повтор шагов 1–4.
- Шаг 6.* Представление результатов центру в виде перечня сообществ и их участников.

На первом и втором шагах в соответствии со случаем 5 (см. варианты формализации в разделе 3.3) рассчитывается влияние индивидов – источников оригинальных действий, для $\forall i \in N (n = |N|)$:

$$\varepsilon(i) = \frac{\Phi(\pi(\delta_i^0))}{\Phi(\Delta)}$$

и влияние выбранных источников оригинальных действий на действия индивидов сети, для $\forall i \in L \subseteq N, \forall j \in N$:

$$\chi(i, j) = \begin{cases} \frac{\Phi(\pi(\delta_i^0) \cap \delta_j)}{\Phi(\delta_j)}, & \Phi(\delta_j) > 0; \\ 0, & \Phi(\delta_j) = 0. \end{cases}$$

Рассчитанные значения влияния представляются в виде стохастической по строкам матрицы $P = (p_{ij})$ размерностью n на l ($l = |L|$).

Для дальнейшей формализации задачи нахождения кластеров требуется для начала уточнить, что понимается под расстоянием между двумя стохастическими векторами влияния $p_1 = (p_{11}, \dots, p_{1l})$ и $p_2 = (p_{21}, \dots, p_{2l})$. Будем пользоваться следующим расстоянием (см. [129, 306]):

$$d(p_1, p_2) = 1 - \sum_{j=1}^l \min(p_{1j}, p_{2j}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l |p_{1j} - p_{2j}| \quad (5.1)$$

Справедливость второго равенства в (5.1) для стохастических векторов легко доказать [31].

Рассмотрим на примере вопрос о том, в чем преимущество метрики (5.1) в предлагаемой модели по сравнению с более традиционной евклидовой метрикой [31]. Предположим, что имеется четыре вектора влияний (для четырех индивидов): $p_1 = (1, 0, 0, 0)$, $p_2 = (0, 1, 0, 0)$, $p_3 = (0, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}, 0)$, $p_4 = (0, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3})$. Первый индивид находится под полным влиянием первого «источника» действий (подвергается его влиянию) – первой компоненте вектора (равной 1); действия источников, отраженных в прочих компонентах, не оказывают на него воздействие (не являются для него важными). Поэтому второй, третий и четвертый индивиды одинаково далеки от него, поскольку для них, наоборот, не является значимым первый

источник (первая компонента вектора). Это соответствует соотношению $d(p_1, p_2) = d(p_1, p_3) = d(p_1, p_4)$, в справедливости которого легко убедиться. Поэтому метрика (5.1) представляется более адекватной, чем евклидова метрика, в которой расстояния между этими же векторами попарно различны.

На заключительном шаге ставится задача кластеризации индивидов сети. Задано желаемое число кластеров k , и задача кластеризации заключается в следующем. Необходимо найти такие центры кластеров $a^{(r)} \in R^l, r = 1, \dots, k$, при которых достигается минимум целевой функции:

$$F(a^{(1)}, \dots, a^{(k)}) = \sum_{i=1}^n \min_{r=1, \dots, k} d(P_{i*}, a^{(r)}) = \sum_{i=1}^n \min_{r=1, \dots, k} \frac{\mathbf{1}^T |P_{i*} - a^{(r)}|}{2}$$

при следующих ограничениях

$$\begin{aligned} \mathbf{1}^T a^{(r)} &= 1, r = 1, \dots, k, \\ a^{(r)} &\geq 0, r = 1, \dots, k. \end{aligned}$$

Целевая функция в данном случае является суммой минимумов k линейных функций, поэтому она является вогнутой функцией. Минимизация такой функции на выпуклом множестве является вычислительно сложной задачей, поэтому на практике применяют эвристические алгоритмы поиска локального минимума. Далее предлагается итерационный алгоритм кластеризации, в котором, следуя традиции, выделяем два шага:

1. Назначение i -го пользователя ближайшему кластеру

$$u_i = \operatorname{argmin}_j d(P_{i*}, a^{(j)})$$

2. Поиск центра j -го кластера

$$a^{(j)} = \operatorname{argmin}_{a: \mathbf{1}^T a=1, a \geq 0} \sum_{i: u_i=j} d(P_{i*}, a)$$

Поиск центроида с учетом заданных ограничений требует отдельного рассмотрения. Сформулируем задачу поиска центроида – вектора $a = (a_1, \dots, a_k)$ для заданного множества l -мерных векторов p_1, \dots, p_n :

$$L(a_1, \dots, a_l) = \sum_{i=1}^n d(p_i, a) \rightarrow \min_a \quad (5.2)$$

$$a_j \geq 0, j \in L, \sum_{j=1}^l a_j = 1.$$

Задача (5.2) является, по сути, задачей нахождения многомерной медианы множества точек, которая в случае евклидовой метрики является довольно сложной и поддается лишь численному решению. Однако для метрики (5.1), как показано в работе [31], существует алгоритм получения точного решения.

Для решения задачи (5.2) сначала переупорядочиваются по неубыванию числа $p_{ij}, i \in N = \{1, \dots, n\}$, для каждого $j \in L = 1, \dots, l$. Эти числа переобозначаются через x_{ij} :

$$\forall j \in L \ x_{1j} \leq \dots \leq x_{nj}. \quad (5.3)$$

Задача (5.2) переписывается в эквивалентном виде:

$$L(a_1, \dots, a_l) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l |x_{ij} - a_j| \rightarrow \min, \quad (5.4)$$

$$a_j \geq 0, j \in L, \sum_{j=1}^l a_j = 1. \quad (5.5)$$

Решение задачи (5.4) (и, значит, задачи (5.2)) существует в силу непрерывности функции $L(a_1, \dots, a_k)$ и компактности множества (5.5).

Для нахождения решения следует найти (например, путем последовательного перебора по i) значение $i \in N$, для которого выполняется условие

$$\sum_{j=1}^l x_{ij} \leq 1 \leq \sum_{j=1}^l x_{i+1,j}. \quad (5.6)$$

В силу (5.3) сумма $\sum_{j=1}^l x_{ij}$ неубывает по i , поэтому такое значение существует и является единственным – за исключением случаев, когда имеет место двойное равенство $\sum_{j=1}^l x_{ij} = 1 = \sum_{j=1}^l x_{i+1,j}$.

Если в условии (5.6) оба неравенства для некоторого i обращаются в равенства, то единственным решением задачи (5.3) является вектор

$$a_j = x_{ij}, \quad j \in L. \quad (5.7)$$

Иначе имеется множество векторов, в которых целевая функция принимает одно и то же значение; для определенности предлагается считать решением вектор

$$a_j = (1 - \gamma)x_{ij} + \gamma x_{i+1,j}, \quad j \in L, \quad (5.8)$$

где γ – решение уравнения $\sum_{j=1}^l a_j = 1$:

$$\gamma = \frac{1 - \sum_{j=1}^l x_{ij}}{\sum_{j=1}^l x_{i+1,j} - \sum_{j=1}^l x_{ij}}. \quad (5.9)$$

Решение задачи (5.2) имеет вид (5.8), (5.9) или (5.7), где i определяется соотношением (5.6).

Таким образом продемонстрирована полная схема метода кластеризации, ее реализация может быть использована для выявления информационных сообществ, которые характеризуются своими источниками информации и особенностями воздействия на них вносимой источниками информации.

Приведем пример выявления информационных сообществ для следующей имитационной модели социальной сети. Пусть в сети имеется конечное число обсуждаемых вопросов K . Предпочтения каждого пользователя сети $u \in 1, \dots, M$ по этим вопросам задается стохастическим вектором ²⁶ $\theta_u \sim \text{Dir}(\alpha)$ (вероятностное распределение Дирихле), где вектор $\alpha \in R_{>0}^K$ определяет априорную значимость вопросов. Кроме того, каждый вопрос $k \in 1, \dots, K$ освещается теми или иными источниками информации (общим числом V) с вероятностями, заданными стохастическим вектором $\phi_k \sim \text{Dir}(\beta)$, где вектор $\beta \in R_{>0}^V$ определяет априорную значимость источников информации. Пусть пользователь сети u совершает N_u действий за рассматриваемый период T . Каждое действие $j \in 1, \dots, N_u$ с вероятностью $\theta_{u,k}$ посвящено вопросу k . Если действие пользователя связано с вопросом k , то с вероятностью $\phi_{k,v}$ оно связано с освещением вопроса в источнике $v \in 1, \dots, V$. Используя такую имитационную модель, можно рассчитать влияние источников информации на пользователей сети (случай 5). Для расчета влияния абсолютное число действий, выполненных пользователем, не является существенным, поэтому предположим, что каждый из пользователей выполнил одно и то же число действий N . Для такой модели ($M = 1000$, $K = 5$, $N = 1000$, $V = 50$, все компоненты вектора β равны 0,02, все компоненты вектора α равны 0,05) проведена серия вы-

²⁶ Эталонное разбиение пользователей на информационные сообщества определяется предпочтениями пользователей (значимостью для него обсуждаемых вопросов).

числительных экспериментов, в каждом из которых выполнена кластеризация. Среднее значение качества кластеризации (нормированная взаимная информация, NMI) при использовании стандартного метода K-means составило 0,91 (чем больше, тем лучше; максимум, равный единице, достигается, если эталонное разбиение совпадает с полученной кластеризацией), при использовании модифицированного метода – 0,98 (при этом используются те же данные – одни и те же рассчитанные значения влияния). На рисунке 87 представлена диаграмма рассеяния участников сети для одного запуска имитационной модели (размерность векторов влияний снижена при помощи метода главных компонент), точки одного и того же кластера (сообщества) имеют одинаковый цвет.

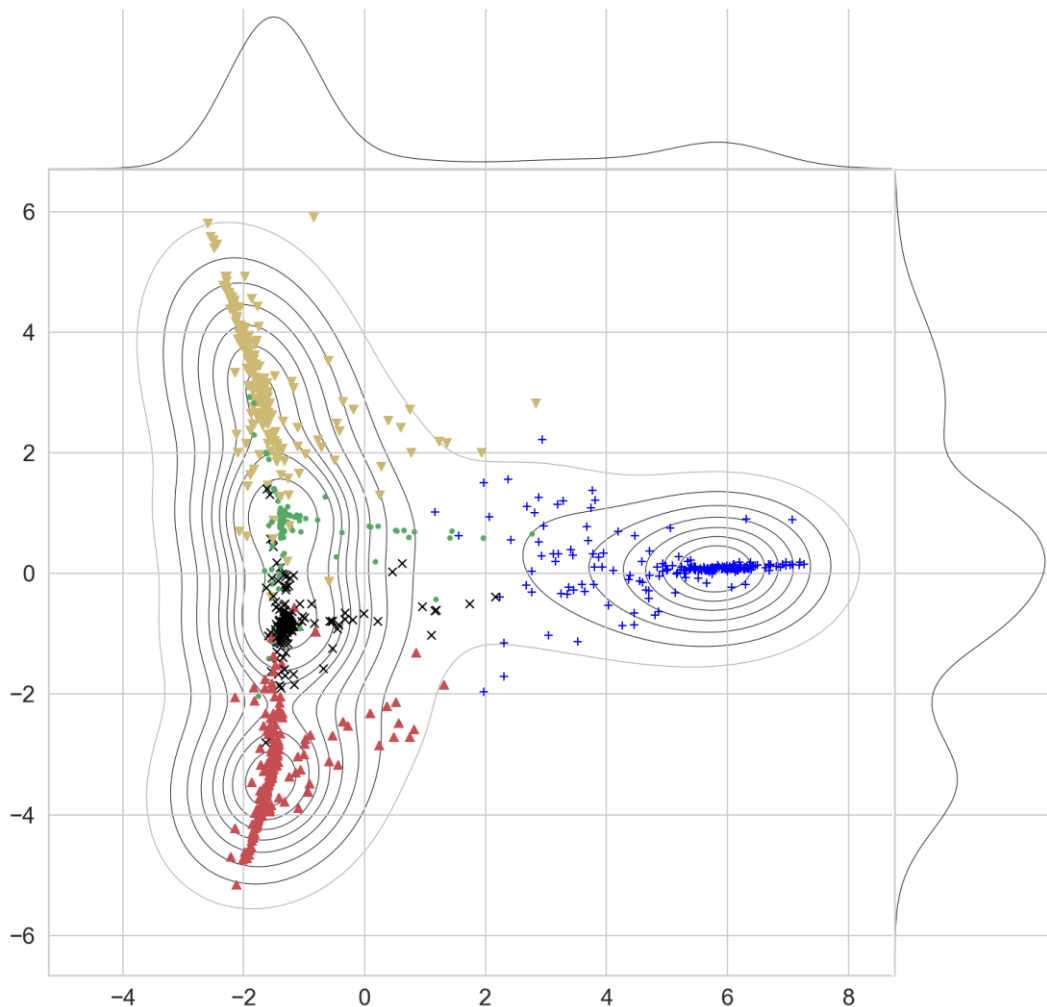


Рисунок 87 – Диаграмма рассеяния пользователей сети
(в проекции на двумерное пространство)

Возможны и иные сценарии использования акциональной модели для решения задач кластеризации пользователей и источников информации в социальной сети. В частности, в работе [56] проведена кластеризация источников информации политически вовлеченных пользователей онлайн-социальной сети ВКонтакте. В этой работе для расчета влияния использованы следующие виды действий: создание учетной записи пользователя (появление пользователя в сети) и подписка на пользователя. Среди 2,6 миллионов информационных источников были выделены наиболее значимые источники (значимыми считались те источники, на которые подписано не менее 3000 политически вовлеченных пользователей), для которых при помощи меры силуэт (silhouette) найдено оптимальное число кластеров $k = 60$. Далее все кластеры были просмотрены и содержательно проинтерпретированы экспертами. Выявлены однородные кластеры, связанные с бизнесом, здоровьем, искусством, развлечениями, политикой, СМИ, религией, домоводством, строительством и ремонтом, психологией и эзотерикой, спортом, автомобилями, интересными фактами и т. д. Ошибочно причисленных кластерам источников оказалось 12 %. В таблице 5 приведены примеры найденных кластеров.

Таблица 5 – Примеры кластеров источников информации

	Кластер	Примеры источников	Число источников
1	Славянский и русский мир	"Славянское Движение", "СЛАВЯНСКИЙ ПУТЬ РУСЬ • ТРАДИЦИИ • ИСТОРИЯ", "Вечная Слава"	38 (1.6%)
2	Ситуация на Украине	"РУССКАЯ ВЕСНА (rusvesna.su)", "Партизаны Новороссии/ДНР/ЛНР", "Сопротивление Новороссии"	41 (1.8%)

3	Религия (православие)	"Мудрые советы святых православных старцев", "Цитаты Отцов Церкви", "Верю, надеюсь, люблю †"	71 (3.0%)
4	Психология и эзотерика	"Путь Души - Саморазвитие / Психология", "Психология отношений", "Астрология Эзотерика"	175 (7.5%)
5	Домоводство, кулинария, красота	"Рецепты - Просто Повар", "Райская кухня", "Малогабаритка Идеи для маленьких квартир"	220 (9.4%)

Краткие выводы по пятой главе

Рассмотрены технологии анализа информационных взаимодействий агентов в активных сетевых структурах. На основе предложенных ранее моделей информационного влияния в АСС разработаны прикладные методы анализа АСС для расчета влияния и влиятельности элементов АСС (в том числе агентов), выявления структур и устойчивых каналов распространения действий в АСС, анализа защищенности агентов АСС от информационных воздействий, а также выявления информационных сообществ в АСС.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основании выполненных исследований предложен единый подход к разработке и исследованию моделей и методов информационного управления в активных сетевых структурах, заключающийся в общности описания компонент модели внутренней структуры агента и взаимодействия агентов в АСС, иерархическом способе построения (от моделей взаимодействия агентов до моделей управления и противоборства) и применении концепции взаимного информационного влияния управляемых субъектов в активной сетевой структуре.

На основе предложенного подхода:

1) разработан комплекс математических моделей динамики мнений агентов АСС, в котором в совокупности рассматриваются все компоненты внутренней структуры агента АСС: в базовой модели описывается изменение мнений простых агентов под информационным влиянием других членов АСС, в более сложных рассматривается изменение мнений с учетом репутации агентов и доверия к содержанию сообщений, а также исследуется поведение интеллектуальных агентов с учетом их информированности;

2) разработан метод моделирования и анализа информационного влияния в АСС на основе действий и интересов управляющего органа (акциональный подход), в рамках которого разработана модель распространения действий, формализованы интересы управляющего органа при помощи функции значимости действий агентов АСС, формализованы различные случаи влияния и влиятельности агентов и структур АСС, доказан ряд утверждений, связанных с функциями влияния и влиятельности, приведены постановки задач прогноза и управления;

3) сформулированы и решены задачи информационного управления для всех разработанных моделей информационного влияния, в этих задачах предметом управления являются различные компоненты внутренней структуры агента АСС;

4) построена общая теоретико-игровая модель информационного противоборства в АСС, исследован ряд ее частных случаев, включая задачу распределенного контроля в АСС, для которой получены условия согласования интересов управляющих органов и охарактеризованы режимы информационной кооперации и войны;

5) сформулирована и исследована задача информационного противоборства в форме распространения информационной эпидемии и защиты от нее с учетом различной информированности и рефлексии агентов; получены результаты в области теории рефлексивных игр, связанные с уменьшением числа равновесий в биматричных играх;

6) различные задачи анализа информационного противоборства сведены к задачам теории игр, в которых равновесием игры является: равновесие в доминантных стратегиях, равновесие Нэша, «контрактное равновесие» (эффективное по Парето), равновесие Штакельберга, информационное равновесие и равновесие в безопасных стратегиях;

7) разработаны прикладные методы анализа АСС на основе моделей информационного влияния: методы расчета влияния и влиятельности агентов АСС, методы расчета влияния связей активных сетевых структур, методы выявления структур и устойчивых каналов распространения активности, метод анализа защищенности агентов активных сетевых структур от информационных воздействий, метод выявления информационных сообществ агентов активных сетевых структур;

8) предложен подход к мониторингу и анализу АСС, разработана соответствующая технология мониторинга и анализа АСС.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Авдеева З.К., Коврига С.В., Макаренко Д.И., Максимов В.И. Когнитивный подход в управлении // Проблемы управления. 2007. № 3. С. 2–8.
2. Агаев Р.П., Чеботарев П.Ю. Сходимость и устойчивость в задачах согласования характеристик (обзор базовых результатов) // Управление большими системами. 2010. №30–1. С. 470–505.
3. Агаев Р.П., Чеботарев П.Ю. Согласование характеристик в многоагентных системах и спектры лапласовских матриц оргграфов // Автоматика и телемеханика. 2009. № 3. С. 136–151.
4. Алескеров Ф.Т., Благовещенский Н.Ю., Сатаров Г.А. и др. Влияние и структурная устойчивость в Российском парламенте (1905-1917 и 1993-2005 гг.). М.: Физматлит, 2007.
5. Андреева Г.М. Социальная психология. М.: Аспект Пресс, 2008.
6. Базенков Н.И., Губанов Д.А. Обзор информационных систем анализа социальных сетей // Управление большими системами. 2013. вып. 41. С. 357–394.
7. Барабанов И.Н., Новиков Д.А. Динамические модели управления возбуждением толпы в дискретном времени // Автоматика и телемеханика. 2016. № 10. С. 123–139.
8. Барабанов И.Н., Новиков Д.А. Динамические модели управления возбуждением толпы в непрерывном времени // Управление большими системами. 2016. № 63. С. 71–86.
9. Барабанов И.Н., Коргин Н.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Динамические модели информационного управления в социальных сетях // Автоматика и телемеханика. 2010. № 11. С. 172–182.

10. Барабаши А.Л. Сети без масштабов // В мире науки. Scientific American. 2003. № 8. С. 55–63.
11. Бард А., Зондерквист Я. Нетократия. Новая правящая элита и жизнь после капитализма. СПб.: Стокгольмская школа экономики в Санкт-Петербурге, 2004.
12. Баркалов С.А., Калинина Н.Ю., Новиков Д.А. Механизмы компромисса в моделях функционирования команд управления проектами // Вестник ВГТУ. 2008. Т. 4. № 7. С. 47–50.
13. Батов А.В., Бреер В.В., Новиков Д.А., Рогаткин А.Д. Микро и макро модели социальных сетей: идентификация и имитационные эксперименты // Проблемы управления. 2014. № 6. С. 45–51.
14. Бойко Л.М., Губанов Д.А., Петров И.В. Информационные сообщества в социальных сетевых структурах. Ч.3. Прикладные аспекты выявления и анализа сообществ // Проблемы управления. 2021. № 3. С. 16–24.
15. Бойко Л.М., Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О моделях влияния в социальных сетях / Материалы 2-й всероссийской междисциплинарной конференции «СОЦИОФИЗИКА И СОЦИОИНЖЕНЕРИЯ» (Москва, ИПУ РАН, 2018). М.: ИПУ РАН, 2018. С. 81–82.
16. Бреер В.В. Модели конформного поведения. Ч. 1. От философии к математическим моделям // Проблемы управления. 2014. № 1. С. 2–13.
17. Бреер В.В. Модели конформного поведения. Ч. 2. Математические модели // Проблемы управления. 2014. № 2. С. 2–17.
18. Бреер В.В. Модели толерантного порогового поведения (от Т. Шеллинга – к М. Грановеттеру) // Проблемы управления. 2016. № 1. С. 11–20.
19. Бреер В.В. Теоретико-игровая модель неанонимного порогового конформного поведения // Управление большими системами. 2010. № 31. С. 162–176.
20. Бреер В.В. Теоретико-игровые модели конформного коллективного поведения // Автоматика и телемеханика. 2012. № 10. С. 111–126.
21. Бреер В.В., Новиков Д.А. Модели управления толпой // Проблемы управления. 2012. № 2. С. 38–44.

22. Бреер В.В., Новиков Д.А., Рогаткин А.Д. Микро- и макромоделли социальных сетей: основы теории // Проблемы управления. 2014. № 5. С. 28–33.
23. Бреер В.В., Новиков Д.А., Рогаткин А.Д. Стохастические модели управления толпой // Управление большими системами. 2014. № 52. С. 85–117.
24. Бреер В.В., Новиков Д.А., Рогаткин А.Д. Управление толпой: математические модели порогового коллективного поведения. М.: ЛЕНАНД, 2016.
25. Бреер В.В., Рогаткин А.Д. Вероятностная модель порогового поведения в мультиагентных системах // Автоматика и Телемеханика. 2015. № 8. С. 56–77.
26. Бреер В.В. Стохастические модели социальных сетей // Управление большими системами. 2009. №27. С. 169-204.
27. Буре В.М., Парилина Е.М., Седаков А.А. Консенсус в социальной сети с двумя центрами влияния // Проблемы управления. 2016. Выпуск 1. С. 21–28.
28. Бурков В.Н., Заложнев А.Ю., Новиков Д.А. Теория графов в управлении организационными системами. М.: Синтег, 2001.
29. Бурков В.Н., Новиков Д.А., Щепкин А.В. Механизмы управления эколого-экономическими системами. М.: Физматлит, 2008.
30. Бухарин С.Н., Цыганов В.В. Методы и технологии информационных войн. М.: Академический проект, 2007.
31. Бызов Л.Г., Губанов Д.А., Козицин И.В., Чхартишвили А.Г. Идеальный политик для социальной сети: подход к анализу идеологических предпочтений пользователей // Проблемы управления. 2020. DOI: <http://doi.org/10.25728/pu.2020.4.x>
32. Вагнер Г. Основы исследования операций. М.: Мир, 1972. Т. 1–3.
33. Васильев Ф.П. Методы решения экстремальных задач. М.: Наука, 1981.
34. Васин А.А. Модели динамики коллективного поведения. М.: МГУ, 1989.
35. Васин А.А. Некооперативные игры в природе и обществе. М.: МАКС пресс, 2005.
36. Васин А.А., Краснощеков П.С., Морозов В.В. Исследование операций. М.: Изд-во Академия, 2008.

37. Воробьев Н.Н. Теория игр для экономистов-кибернетиков. М.: Наука, 1985.
38. Гантмахер Ф. Р. Теория матриц. 4-е изд. М.: Наука, 1988.
39. Гилязова А.А., Губанов Д.А., Федянин Д.Н. Характеристики больших графов, построенных по алгоритму с отсевом активных пользователей / Труды 59-й Всероссийской научной конференции МФТИ. Москва-Долгопрудный-Жуковский: МФТИ, 2016. С. http://conf59.mipt.ru/static/reports_pdf/2841.pdf.
40. Гилязова А.А., Федянин Д.Н., Губанов Д.А. Анализ модели с отсевом активных пользователей для случая ориентированных графов / Материалы 2-й все-российской междисциплинарной конференции «СОЦИОФИЗИКА И СОЦИО-ИНЖЕНЕРИЯ» (Москва, ИПУ РАН, 2018). М.: ИПУ РАН, 2018. С. 147–148.
41. Горелик В.А., Горелов М.А., Кононенко А.Ф. Анализ конфликтных ситуаций в системах управления. М.: Радио и связь, 1991.
42. Градосельская Г.В. Бизнес-сети в России. М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2014.
43. Градосельская Г.В. Анализ социальных сетей. Автореф. дис. ... канд. соц. наук. Москва, 2001.
44. Градосельская Г.В. Сетевые измерения в социологии. М.: Издательский дом «Новый учебник», 2004.
45. Грачев Г., Мельник И. Манипулирование личностью: организация, способы и технологии информационно-психологического воздействия. М.: Институт философии РАН, 1999.
46. Губанов Д.А. Thesus - средство создания и разделения знаний в научном сообществе // Научные труды молодых ученых и специалистов. Чувашский госуниверсит. Чебоксары. 2007. С. 11–15.
47. Губанов Д.А. Влияние в социальных сетях: варианты формализации // Управление большими системами. 2020. № 85. С. 51–71.
48. Губанов Д.А. Нечеткие базы данных: модель представления и хранения данных // Научные труды молодых ученых и специалистов. Чувашский госуниверситет. Чебоксары. 2006. С. 130–132.

49. Губанов Д.А. О взаимосвязи связей дружбы и комментирования в социальной сети Facebook / Материалы международной научно-практической конференции «Теория активных систем» (TAS'2014, Москва). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 203-205.
50. Губанов Д.А. Об одной модели информационного взаимодействия в социальных сетях / Труды Международной научно-практической конференции «Теория активных систем» (TAS'2011, Москва). М.: ИПУ, 2011. С. 235–237.
51. Губанов Д.А. Об одной модели информационной эпидемии в социальной сети. Пермь: ППУ, 2010. С. 7.
52. Губанов Д.А. Онтологическая система для компьютеризации языковых знаний // Научные труды молодых ученых и специалистов. Чувашский госуниверсит. Чебоксары. 2007. С. 249–253.
53. Губанов Д.А. Подход к имитационному моделированию информационного влияния в социальных сетях / Международная научно-практическая конференция (Теория активных систем '2009): Труды / Под ред. Буркова В.Н., Новикова Д. А. - М.: ИПУ РАН, 2009. Том I. С. 84–90.
54. Губанов Д.А. Подход к разработке инструментария для создания и распределения знаний в научном сообществе / Доклады Всероссийской конференции «Знания-Онтологии-Теория» с международным участием. Новосибирск: Омега Принт, 2007. С. 53–58.
55. Губанов Д.А. Системы, основанные на знаниях: инструментарий и его выбор. Чебоксары: Чебоксарский государственный университет, 2005. С. 292–293.
56. Губанов Д.А., Бойко Л.М. Об одном подходе к выявлению информационных предпочтений политически вовлеченных пользователей онлайн-социальной сети / Материалы международной научно-практической конференции «ТЕОРИЯ АКТИВНЫХ СИСТЕМ - 50 лет» (TAS-50, Москва). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 503–509.

57. Губанов Д.А., Губанов А.Р. Концептуальное моделирование аргументативных отношений: ER-модели. Чебоксарский государственный университет, 2007. С. С.217-227.
58. Губанов Д.А., Губанов А.Р. Онтологическая система для компьютеризации языковых знаний // Научные труды молодых ученых и специалистов. Чувашский госуниверсит. Чебоксары. 2007. С. 215–219.
59. Губанов Д.А., Жилиякова Л.Ю. Об одной пороговой модели распространения активности в социальной сети / Материалы 8-й Всероссийской мультikonференции по проблемам управления (МКПУ-2015, Ростов-на Дону). Ростов н/Д.: Издательство Южного федерального университета, 2015. Т.1. С. 51–53.
60. Губанов Д.А., Калашников А.О., Новиков Д.А. Теоретико-игровые модели информационного противоборства в социальных сетях // Управление большими системами. 2010. № 31. С. 192–204.
61. Губанов Д.А., Каминская М.Н. Управление качеством и достоверностью информации в онлайн-социальных сетях на основе онтологий / Труды четвертой Всероссийской научно-практической конференции «Перспективные системы и задачи управления». - Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. С. 92–94.
62. Губанов Д.А., Козицин И.В., Чхартишвили А.Г. О выявлении идейно-политических предпочтений пользователей городских сообществ в онлайн-социальной сети / Труды 10-й Международной социологической Грушинской конференции «Жить в России. Жить в мире. Социология повседневности», 20 мая-14 ноября 2020 г. М.: ВЦИОМ, 2020. С. 291–297.
63. Губанов Д.А., Коргин Н.А., Новиков Д.А. Модели нечеткой сетевой экспертизы // Системы управления и информационные технологии. 2010. № 4. С. 13–18.
64. Губанов Д.А., Коргин Н.А., Новиков Д.А., Райков А.Н. Сетевая экспертиза. 2-е изд. М.: ЭГВЕС, 2011. – 166 с.
65. Губанов Д.А., Корепанов В.О. Рефлексивное поведение агентов в задаче динамической активной экспертизы с репутацией / Труды 53-й научной конферен-

- ции МФТИ «Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук». Часть I. Радиотехника и кибернетика. Изд-во МФТИ, 2010. Т.2. С. 23–25.
66. Губанов Д.А., Макаренко А.В., Новиков Д.А. Методы анализа терминологической структуры предметной области // Управление большими системами. 2013. Выпуск 43. С. 5–33.
67. Губанов Д.А., Микулич Л.И. Использование технологий WEB 2.0 для создания систем управления знаниями в научных организациях / Труды 4-й Международной конференции по проблемам управления (МКПУ-2009, Москва). М.: ИПУ РАН, 2009. С. 1500–1505.
68. Губанов Д.А., Микулич Л.И. Семантическое аннотирование изображений в научных исследованиях – OASIS / Научная сессия МИФИ-2008. Сборник научных трудов. В 15 томах. Т.10. Интеллектуальные системы и технологии. - М.: МИФИ, 2008. С. 142–143.
69. Губанов Д.А., Микулич Л.И. Управление компетенциями в научной организации / Труды III Всероссийской молодежной конференции по проблемам управления. - М.: ИЛУ РАН, 2008. С. 230–231.
70. Губанов Д.А., Микулич Л.И., Наумкина Т.С. Использование языковых игр для исследования социальных сетей на примере поиска сообществ и влиятельных агентов // Управление большими системами. 2014. Вып. 51. С. 82–106.
71. Губанов Д.А., Новиков Д.А. Методы извлечения и анализа терминологических структур смежных предметных областей (на примере методологии) // Онтология проектирования. 2018. Т. 8, № 3 (29). С. 347–365.
72. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Информационные войны и социальные сети // Информационные войны. 2010. № 3. С. 44–53.
73. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Нечеткие модели влияния в социальных сетях / Труды 6-й Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2009, Ижевск). Ижевск: ООО Информационно-издательский центр «Бон Анца», 2009. С. 141–145.

74. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Сетевые игры и игры на сетях / Proceedings of the International Conference "Networking games and management" (Petrozavodsk, 2009). Петрозаводск: ИПМИ РАН, 2009. С. 13–17.
75. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Социальные сети: модели информационного влияния, управления и противоборства. М.: Физматлит, 2010.
76. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Социальные сети: модели информационного влияния, управления и противоборства. 3-е изд., перераб. и дополн. М.: МЦНМО, 2018. – 224 с.
77. Губанов Д.А., Петров И.В. Информационные сообщества в социальных сетевых структурах. Ч.1. От основного понятия к математическим моделям формирования. // Проблемы управления. 2021. 1. С. 15–23.
78. Губанов Д.А., Петров И.В. Информационные сообщества в социальных сетевых структурах. Ч.2. Математические сетевые модели формирования сообществ // Проблемы управления. 2021. № 2. С. 18–32.
79. Губанов Д.А., Петров И.В. О модели поляризации мнений в социальных сетях / Материалы 12-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2019, Москва). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 1200–1202.
80. Губанов Д.А., Петров И.В., Чхартишвили А.Г. Многомерная модель динамики мнений в социальных сетях: индексы поляризации // Проблемы управления. 2020. № 3. С. 26–33.
81. Губанов Д.А., Петров И.В., Чхартишвили А.Г. О моделировании динамики и оценке поляризации мнений в социальных сетях / Материалы международной научно-практической конференции «ТЕОРИЯ АКТИВНЫХ СИСТЕМ - 50 лет» (ТАС-50, Москва). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 510–519.
82. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Акциональная модель влиятельности пользователей социальной сети // Проблемы управления. 2014. № 4. С. 20–25.
83. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Акциональная модель: о направлениях исследования социальных сетевых структур / Материалы 10-й Всероссийской

- мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2017, Таганрог). Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2017. Т. 1. С. 193–195.
84. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Влиятельность пользователей и метапользователей социальной сети // Проблемы управления. 2016. №6. С. 12–17.
85. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Концептуальный подход к анализу онлайн-вых социальных сетей // Управление большими системами. 2013. Вып. 45. С. 222–236.
86. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Модель информационного управления доверием членов социальной сети. М.: МФТИ, 2010. С. 25–27.
87. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Нормированная и ненормированная влиятельность пользователей и мета-пользователей онлайн-овой социальной сети / Материалы Международной научно-практической конференции «Теория активных систем» (Москва, 2016). М.: ИПУ РАН, 2016. С. 251–257.
88. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О влиятельности структур социальной сети / Труды 13-го Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ XIII, Москва, 2019). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 2291–2294.
89. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О методе кластеризации пользователей онлайн-овых социальных сетей на основе оказываемого на них влияния / Труды 60-й Всероссийской научной конференции МФТИ (Москва, 2017). М.: МФТИ, 2017. Радиотехника и компьютерные технологии. С. 71–72.
90. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О модели распространения информации в блогосфере / Труды 5-й Российской мультиконференции по проблемам управления, конференция «Управление в технических, эргатических, организационных и сетевых системах» (УТЭОСС-2012, Санкт-Петербург). СПб.: ГНЦ РФ ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2012. С. 955–958.
91. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О подходах к выявлению каналов распространения информации в онлайн-овых социальных сетях / Материалы 12-й

- Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2019, Москва). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 1187–1189.
92. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О понятии информационного сообщества в социальной сети / Труды 13-й Мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2020). Санкт-Петербург, 6–8 октября 2020 г. СПб.: АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2020. С. 158–161.
93. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О расчете нормированной влиятельности пользователей онлайн-социальной сети в соответствии с акциональной моделью / Тезисы 59-й научной конференции МФТИ с международным участием (Долгопрудный, 2016). М.: МФТИ, 2016. С. http://conf59.mipt.ru/static/reports_pdf/2360.pdf.
94. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. О стратегической рефлексии в биматричных играх // Управление большими системами. 2008. Выпуск 21. С. 49–57.
95. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Об одной модели информационного влияния в социальных сетях / Международная научно-практическая конференция (Теория активных систем 2009): Труды / Под ред. Буркова В.Н., Новикова Д.А. - М.: ИПУ РАН, 2009. Том I. С. 91–94.
96. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Об одной модели информационного противоборства в социальной сети // Системы управления и информационные технологии. 2009. № 3 (37). С. 13–16.
97. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Об одном подходе к измерению влиятельности пользователей социальной сети / Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2014, Москва). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 6310–6313.
98. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Об определении влиятельности пользователей и мета-пользователей онлайн-социальной сети на основе акциональной модели / Материалы 13-й Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2016, Самара). М.: ИПУ РАН, 2016. С. 342–351.

99. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Связи дружбы и комментирования пользователей социальной сети Facebook // Управление большими системами. Вып. 52. 2014. С. 69–84.
100. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Теоретико-игровые задачи управления в линейных социальных сетях / Proceedings of the 3rd International Conference on Game Theory and Management (GTM-2009, St.Petersburg). Петрозаводск: ИПМИ РАН, 2009. С. 18–21.
101. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Управляемый консенсус в сетевой структуре с «простыми» агентами / Материалы 11-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2018, Москва). М.: ИПУ РАН, 2018. Т. 2. С. 540–542.
102. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Формальные и неформальные связи пользователей социальной сети Facebook / Труды XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2014, Москва). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 6301–6309.
103. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г., Федянин Д.Н. Об одной модели активного прогноза в ситуации планирования совместных действий / Труды 6-й Всероссийской мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2013, Дивноморское). Ростов н/Д.: Издательство Южного федерального университета, 2013. Т.3. С. 22–25.
104. Губанов Д.А., Новиков Д.А. Модели распределенного контроля в социальных сетях // Системы управления и информационные технологии. 2009. № 3.1 (37). С. 124–129.
105. Губанов Д.А., Новиков Д.А. Модели унифицированного информационного управления в однородных социальных сетях // Управление большими системами. 2010. № 30.1. С. 722–742.
106. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Модели влияния в социальных сетях // Управление большими системами. 2009. № 27. С. 205–281.

107. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Модели информационного влияния и информационного управления в социальных сетях // Проблемы управления. 2009. № 5. С. 28–35.
108. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Модели репутации и информационного управления в социальных сетях // Математическая теория игр и ее приложения. 2009. Том 1. Выпуск 2. С. 14–37.
109. Губко М.В., Караваев А.П. Согласование интересов в матричных структурах управления // Автоматика и телемеханика. 2001. № 10. С. 132–146.
110. Губко М.В. Задачи управления организационными системами с сетевым взаимодействием участников // Автоматика и телемеханика. 2004. № 8. С. 102–129.
111. Губко М.В. Математические модели оптимизации иерархических структур. М.: Ленанд, 2006.
112. Губко М.В., Новиков Д.А. Теория игр в управлении организационными системами. М.: Синтег, 2002.
113. Губко М.В., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Сетевые игры и игры на сетях / Труды международной конференции «Сетевые игры и менеджмент». Петрозаводск: ИПМИ РАН, 2009. С. 13–17.
114. Давыденко В.А., Ромашкина Г.Ф. Моделирование социальных сетей // Вестник Тюменского государственного университета. 2005. № 1. С. 68–79.
115. Данич В.М. Моделирование быстрых социально-экономических процессов. Луганск: Изд-во Восточно-украинского национального университета, 2004.
116. Доценко Е.Л. Психология манипуляции: феномены, механизмы и защита. М.: ЧеРо, 1997.
117. Ермаков Н.С., Иващенко А.А., Новиков Д.А. Модели репутации и норм деятельности. М.: ИПУ РАН, 2005.
118. Ермолин Н.А., Мазалов В.В., Печников А.А. Теоретико-игровые методы нахождения сообществ в академическом Вебе // Труды СПИИРАН. 2017. Выпуск 55. С. 237–254.

119. Жилиякова Л.Ю. Сетевая модель распространения нескольких видов активности в среде сложных агентов и её приложения // *Онтология проектирования*. 2015. Том 5. № 3 (17). С. 278–296.
120. Жуковский В.И., Салуквадзе М.Е. Некоторые игровые задачи управления и их приложения. Тбилиси: Мецниереба, 1998.
121. Зимбардо Ф., Ляйппе М. Социальное влияние. СПб.: Питер, 2000.
122. Иващенко А.А., Новиков Д.А. Модели и методы организационного управления инновационным развитием фирмы. М.: Ленанд, 2006.
123. Ильин В.И. Поведение потребителей. СПб.: Питер, 2000.
124. Исаков М.Б. Модели и методы управления привлечением вкладов в банковскую сберегательную систему. – М.: ИПУ РАН, 2006.
125. Исаков М.Б. Равновесие в безопасных стратегиях // *Автоматика и телемеханика*. 2005. № 3. С. 139–153.
126. Исаков М.Б., Исаков А.Б. Равновесие, сдерживаемое контругрозами, и сложное равновесие в безопасных стратегиях // *Управление большими системами*. 2014. № 51. С. 130–157.
127. Караваев А.П. Модели и методы управления составом активных систем. М.: ИПУ РАН, 2003.
128. Кемени Дж., Снелл Дж. Конечные цепи Маркова. М.: Наука, 1970.
129. Козицин И.В., Чхартишвили А.Г. Об одной модели идейно-политических предпочтений пользователей онлайн-социальной сети // *Теория активных систем – 50 лет / Материалы международной научно-практической конференции, 18–19 ноября 2019 г. Под общ. ред. В.Н. Буркова*. – М.: ИПУ РАН. С. 520 – 527.
130. Козицин И.В., Чхартишвили А.Г., Марченко А.М., Норкин Д.О., Осипов С.Д., Утешев И.А., Гойко В.Л., Палкин Р.В., Мягков М.Г. Моделирование политических взглядов российских пользователей социальной сети ВКонтакте // *Математическое моделирование*. – 2019. – Т. 31. – № 8. – С. 3–20.

131. Кононенко А.Ф., Халезов А.Д., Чумаков В.В. Принятие решений в условиях неопределенности. М.: ВЦ АН СССР, 1991.
132. Корепанов В.О. Гарантирующие и равновесные по Нэшу стратегии в игре рангов стратегической рефлексии / Труды 12-й Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2015, Волгоград). М.: ИПУ РАН, 2015. С. 266–274.
133. Корепанов В.О. О стратегической рефлексии в играх двух лиц / Труды 11-й Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (УБС'2014, Арзамас). М.: ИПУ РАН, 2014. С. 602–608.
134. Кричевский Р., Дубовская Е. Психология малой группы: теоретический и прикладной аспекты. М.: Изд-во МГУ, 1991.
135. Кузнецов О.П. Сложные сети и распространение активности // Автоматика и Телемеханика. 2015. № 12. С. 3–22.
136. Кузнецов О.П., Жилякова Л.Ю., Губанов Д.А., Куливец С.Г. Сетевые модели в социально-экономической сфере / Труды XI международной конференции имени Т.А. Таран «Интеллектуальный анализ информации» (ИАИ-2011, Киев). Киев: «Просвіта», 2011. С. 233–240.
137. Кузнецов О.П., Жилякова Л.Ю., Губанов Д.А., Куливец С.Г. Сетевые модели: ресурсы, влияния, конфликты / Материалы 1-й Всероссийской конференции с международным участием «Системный анализ и семиотическое моделирование» (SASM-2011, Казань). Казань: «Фэн» Академии наук РТ, 2011. С. 225–232.
138. Кузнецов Н.А., Кульба В.В., Микрин Е.А. и др. Информационная безопасность систем организационного управления. М.: Наука, 2006. Т. 1-2.
139. Кузнецов О.П., Кулинич А.А., Марковский А.В. Анализ влияний при управлении слабоструктурированными ситуациями на основе когнитивных карт / Человеческий фактор в управлении. М.: КомКнига, 2006. С. 311–344.

140. Куливец С.Г. Моделирование конфликтных ситуаций с несогласованными представлениями у агентов на основе игр на линейных когнитивных картах // Проблемы управления. 2010. № 4. С. 42–48.
141. Кулинич А.А. Систематизация когнитивных карт и методов их анализа / Когнитивный анализ и управление развитием ситуаций. Материалы 7-й международной конференции. М.: ИПУ РАН, 2007. С. 50–56.
142. Кулинич А.А. Модель поддержки принятия решений для создания коалиции в условиях неопределенности / Труды IV Международной конференции по проблемам управления. М.: ИПУ РАН, 2009. С. 1243–1251.
143. Кульба В.В., Кононов Д.А., Косяченко С.А., Шубин А.Н. Методы формирования сценариев развития социально-экономических систем. М.: Синтег, 2004.
144. Ландау Л.Д., Лифшиц Е.М. Курс теоретической физики. М.: Физматлит, 1968.
145. Леонидов А.В., Савватеев А.В., Семенов А.Г. Равновесие дискретного отклика в зашумленных играх с бинарным выбором на графах / Труды 13-го Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ XIII, Москва, 2019). М.: ИПУ РАН, 2019. С. 2196–2199.
146. Лефевр В.А. Алгебра совести. М.: Когито-центр, 2002.
147. Майерс Д. Социальная психология. СПб.: Питер, 2002.
148. Макаров В.Л. Искусственные общества и будущее общественных наук. СПб.: Изд-во СПбГУП, 2009.
149. Макконнел Б, Хуба Д. Эпидемия контента. Маркетинг в социальных сетях и блогосфере. М.: Вершина, 2008.
150. Малинецкий Г.Г. Хаос. Структуры. Вычислительный эксперимент: введение в нелинейную динамику. М.: Наука, 1997.
151. Малишевский А.В. Качественные модели в теории сложных систем. М.: Наука, 1998.
152. Менар К. Экономика организаций. М.: ИНФРА-М, 1996.

153. Михайлов А.П., Петров А.П., Прончева О.Г., Маревцева Н.А. Модель информационного противоборства в социуме при периодическом дестабилизирующем воздействии // Математическое моделирование. 2017. Т. 29, № 2. С. 23–32.
154. Мишин С.П. Оптимальные иерархии управления в экономических системах. М.: ПМСОФТ, 2004.
155. Молодцов Д.А. Устойчивость принципов оптимальности. М.: Наука, 1987.
156. Мулен Э. Кооперативное принятие решений: аксиомы и модели. М.: Мир, 1991.
157. Нижегородцев Р.М., Грибова Е.Н. Сценарный подход в задачах экономического прогнозирования / Теоретические основы и модели долгосрочного макроэкономического прогнозирования. М.: МФК, 2004. С. 205–295.
158. Новиков Д.А. Большие данные: от Браге к Ньютону // Проблемы управления. 2013. № 6. С. 15–23.
159. Новиков Д.А. Игры и сети // Математическая теория игр и ее приложения. 2010. № 2. С. 107–124.
160. Новиков Д.А. Иерархические модели военных действий // Управление большими системами. 2012. № 37. С. 25–62.
161. Новиков Д.А. Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития. М.: ЛЕНАНД, 2016.
162. Новиков Д.А. Модели информационного противоборства в управлении толпой // Проблемы управления. 2015. № 3. С. 29–39.
163. Новиков Д.А. Модели управления возбуждением сети / Тр. XII Всероссийского совещания по проблемам управления. М.: ИПУ РАН, 2014. С. 6314–6325.
164. Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Рефлексия и управление: математические модели. М.: Издательство физико-математической литературы, 2012.
165. Новиков Д.А. «Когнитивные игры»: линейная импульсная модель // Проблемы управления. 2008. № 3. С. 14–22.

166. Новиков Д.А. Закономерности итеративного научения. М.: ИПУ РАН, 1998.
167. Новиков Д.А. Институциональное управление организационными системами. М.: ИПУ РАН, 2003.
168. Новиков Д.А. Математические модели формирования и функционирования команд. М.: Физматлит, 2008.
169. Новиков Д.А. Механизмы функционирования многоуровневых организационных систем. М.: Фонд «Проблемы управления», 1999.
170. Новиков Д.А. Сетевые структуры и организационные системы. М.: ИПУ РАН, 2003.
171. Новиков Д.А. Теория управления организационными системами. 2-е издание. М.: Физматлит, 2007.
172. Новиков Д.А. Управление системами междисциплинарной природы: результаты и перспективы / Труды IV Международной конференции по проблемам управления. М.: ИПУ РАН, 2009. С. 997–1003.
173. Новиков Д.А., Смирнов И.М., Шохина Т.. Механизмы управления динамическими активными системами. М.: ИПУ РАН, 2002.
174. Новиков Д.А., Цветков А.В. Механизмы функционирования организационных систем с распределенным контролем. М.: ИПУ РАН, 2001.
175. Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Прикладные модели информационного управления. М.: ИПУ РАН, 2004.
176. Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Рефлексивные игры. М.: Синтег, 2003.
177. Ожегов С.И. Словарь русского языка. – М.: Оникс, 2008. – 1200 с.
178. Ольшанский Д.В. Психология масс. СПб.: Питер, 2001.
179. Опойцев В.И. Равновесие и устойчивость в моделях коллективного поведения. М.: Наука, 1977.
180. Орловский С.А. Проблемы принятия решений в условиях нечеткой исходной информации. М.: Наука, 1981.

181. Остапенко А.Г., Паринов А.В., Калашников А.О. и др. Социальные сети и деструктивный контент / Под ред. чл.-корр. РАН Д. А. Новикова. М: Горячая линия - Телеком, 2017.
182. Остапенко А.Г., Радько Н.М., Калашников А.О. и др. Эпидемии в телекоммуникационных сетях / Под ред. чл.-корр. РАН Д.А. Новикова. М: Горячая линия - Телеком, 2017.
183. Петров А.П., Маслов А.И., Цаплин Н.А. Моделирование выбора позиций индивидами при информационном противоборстве в социуме // Математическое моделирование. 2015. Т.27. №12. С.137-148.
184. Петросян Л.А., Гарнаев А.Ю. Игры поиска. СПб.: Изд-во СПбГУ, 1992.
185. Петросян Л.А., Зенкевич Н.А., Семина Е.А. Теория игр. М.: Высшая школа, 1998.
186. Петросян Л.А., Томский Г.В. Динамические игры и их приложения. Л.: Изд-во ЛГУ, 1982.
187. Плотинский Ю. М. Теоретические и эмпирические модели социальных процессов. М.: Логос, 1998.
188. Почепцов Г.Г. Информационно-психологическая война. М.: Синтег, 2000.
189. Почепцов Г.Г. Коммуникативные технологии двадцатого века. М.: Рефл – бук, Ваклер, 2000.
190. Робертс Ф.С. Дискретные математические модели с приложениями к социальным, биологическим и экологическим задачам. М.: Наука, 1986.
191. Рогаткин А.Д. Большие уклонения в социальных системах с пороговым конформным поведением // Автоматика и Телемеханика. 2016. № 12. С. 127–135.
192. Рогаткин А.Д. Модель Грановеттера с непрерывным временем // Управление большими системами. 2016. № 60. С. 139–160.
193. Рогаткин А.Д. Оценка вероятности редких событий в поведении толпы // Управление большими системами. 2016. № 63. С. 106–128.

194. Румер Ю.Б., Рывкин М.Ш. Термодинамика, статистическая физика и кинетика. М.: Наука, 1972.
195. Саймон Г. Науки об искусственном. М.: Мир, 1972.
196. Словарь иностранных слов. М.: Русский язык, 1982.
197. Словохотов Ю.Л. Физика и социофизика. Ч. 1–3 // Проблемы управления. 2012. № 1. С. 2–20; № 2. С. 2–31; № 3. С. 2–34.
198. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. М.: Наука, 1987.
199. Стратонович Р.Л. Теория информации. М.: Сов. Радио, 1975.
200. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1986.
201. Федянин Д.Н., Чхартишвили А.Г. Консенсус в социальной сети со сложными узлами // Управление большими системами. 2016. №64. С. 137–150.
202. Федянин Д.Н., Чхартишвили А.Г. Модель информационного управления в активных сетевых структурах при неполной информированности центра // Проблемы управления. 2012. № 6. С. 13–18.
203. Федянин Д.Н., Чхартишвили А.Г. Об одной модели информационного управления в социальных сетях // Управление большими системами. 2010. Вып. 31. С. 265–275.
204. Харари Ф. Теория графов. М.: КомКнига, 2006.
205. Харшаньи Д., Зельтен Р. Общая теория выбора равновесия в играх. СПб.: Экономическая школа, 2001.
206. Хорн Р., Джонсон Ч. Матричный анализ. М.: Мир, 1989.
207. Чалдини Р. Психология влияния. СПб.: Питер, 2001.
208. Чхартишвили А.Г. Теоретико-игровые модели информационного управления. М.: ПМСОФТ, 2005.
209. Шейнов В.П. Скрытое управление человеком (психология манипулирования). М.: ООО «Издательство АСТ», 2002.
210. Шибутани Т. Социальная психология. Ростов-на-Дону: Феникс, 1998.

211. Ширяев А.Н. Вероятность. Учеб. пособ. для вузов. М: Наука, 1989.
212. Юдицкий С.А., Мурадян И.А., Желтова Л.В. Моделирование динамики развития конфигураций организационных систем на основе сетей Петри и графов приращений // Проблемы управления. 2007. № 6. С. 26–34.
213. Abelson R.P. Mathematical models of the distribution of attitudes under controversy // Contributions to Mathematical Psychology. 1964. P. 141-160.
214. Acemoglu D., Dahleh M., Lobel I., Ozdaglar A. Bayesian Learning in Social Networks // The Review of Economic Studies. – 2011. – № 4 (78). – С. 1201–1236.
215. Acemoglu D., Ozdaglar A. Opinion Dynamics and Learning in Social Networks // Dynamic Games and Applications. – 2011. – No. 1 (1). – P. 3–49.
216. Agaev R.P., Chebotarev P.Y. The projection method for reaching consensus and the regularized power limit of a stochastic matrix // Automation and Remote Control. 2011. Vol. 72, Issue 12. P. 2458–2476.
217. Aggarwal C.C. Social Network Data Analytics. New York; Heidelberg: Springer, 2011.
218. Akritidis L., Katsaros D., Bozani P. Identifying Influential Bloggers: Time Does Matter // Proceedings of the 2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology. 2009. P. 76-83.
219. Aleskerov F., Meshcheryakova N., Shvydun S. Power in Network Structures // Models, Algorithms, and Technologies for Network Analysis. Springer Proceedings in Mathematics & Statistics. 2016. P. 79-85
220. Alon N. et al. A note on competitive diffusion through social networks // Information Processing Letters. 2010. Vol. 110. No. 6. P. 221-225.
221. Altafini C. Consensus Problems on Networks with Antagonistic Interactions // IEEE Transactions on Automatic Control. 2013. Vol. 58, No. 4. P. 935-946.
222. Avetisyan A.A., Drobyshevskiy M.D., Turdakov D.Y. et al. Methods for Information Diffusion Analysis // Programming and Computer Software. 2019. № 7 (45). P. 372–380.

223. Axelrod R. *The Structure of Decision: Cognitive Maps of Political Elite*. Princeton: Princeton University Press, 1976.
224. Bailey N. *The Mathematical Theory of Infectious Diseases and Its Applications*. New York: Hafner Press, 1975.
225. Barnes J.A. Class and Committees in a Norwegian Island Parish // *Human Relations*. 1954. № 7. P. 39-58.
226. Bass F.M., Jain D., Krishnan T. Modeling the marketing-mix influence in new-product diffusion In: Mahajan V, Muller E, Wind Y (eds) *New-product diffusion models*. 2000. Springer, Berlin, P. 99–122.
227. Benoît J., Dubra J. Apparent bias: what does attitude polarization show? // *International Economic Review*. – 2019. – No. 4 (60). – P. 1675–1703.
228. Berger R.L. A Necessary and Sufficient Conditions for Reaching a Consensus using De Groot's method // *Journal of American Statistical Assotiation*. 1981. Vol. 76. P. 415-419.
229. Bernheim B., Whinston M. Common agency // *Econometrica*. 1986. Vol. 54. P. 923-942.
230. Bikhchandani S., Hirshleifer D., Welch I. A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades // *The Journal of Political Economy*. – 1992. – Vol. 100, No. 5. – P. 992-1026
231. Bimber B., Flanagin A., Stohl C. Reconceptualizing Collective Action in the Contemporary Media Environment // *Communication Theory*. 2005. Vol. 15. No. 4. P. 365-388.
232. Bineham J.A *Historical Account of the Hypodermic Model in Mass Communication* // *Communication Monographs*. 1988. Vol. 55. No. 3. P. 230-246.
233. Borodin A., Filmus Y., Oren J. Threshold models for competitive influence in social networks // *International Workshop on Internet and Network Economics*. 2010. P. 539-550.
234. Bramouille Y., Kranton R. Public Goods in Networks // *Journal of Economic Theory*. 2007. Vol. 135. No. 1. P. 478-494.

235. Breer V. Game-theoretic Model of Non-anonymous Threshold Conformity Behavior // Automation and Remote Control. 2012. Vol. 73. No. 7. P. 1256–1264.
236. Breer V., Novikov D. Models of Mob Control // Automation and Remote Control. 2013. Vol. 74. No. 12. P. 2143–2154.
237. Briscoe B., Odlyzko A., Tilly B. Metcalfe's Law is Wrong. – 2006. URL: <http://spectrum.ieee.org/computing/networks/metcalfes-law-is-wrong> (дата обращения: 25.03.2018).
238. Budak C., Agrawal D., El Abbadi A. Limiting the spread of misinformation in social networks // Proceedings of the 20th international conference on World wide web. ACM, 2011. P. 665-674.
239. Burke D. Towards a Game Theory Model of Information Warfare. N.-Y.: BiblioScholar, 2012.
240. Burt R.S. Brokerage and Closure. Oxford: Oxford University Press, 2005.
241. Buttle F.A. Word-of-Mouth: Understanding and Managing Referral Marketing // Journal of Strategic Marketing. 1998. Vol. 6. P. 241-254.
242. Cao Y., Yu W., Ren W., Chen G. An Overview of Recent Progress in the Study of Distributed Multi-Agent Coordination // IEEE Transactions on Industrial Informatics. Volume 9, Issue 1. 2013. P. 427 – 438.
243. Carnes T., Nagarajan C., Wild S.M., Zuylen A. Maximizing Influence in a Competitive Social Network: A Follower's Perspective / Proceedings of the Ninth International Conference on Electronic Commerce. 2007. P. 351-360.
244. CentiServer. The most comprehensive centrality resource and web application for centrality measures calculation. - URL: <http://www.centiserver.org/> (дата обращения: 03.01.2020).
245. Centola D., Macy M. Complex Contagion and the weakness of long ties // American Journal of Sociology. 2007. Vol. 113. Issue 3. P. 702-734.
246. Chandrasekhar A.G., Larreguy H., Xandri J.P. Testing Models of Social Learning on Networks: Evidence from Two Experiments // Econometrica. – 2020. – № 1 (88). – С. 1–32.

247. Chatterjee S., Seneta E. Toward Consensus: Some Convergence Theorems on Repeated Averaging // Journal of Applied Probability. 1977. Vol. 14. P. 159-164.
248. Chebotarev P.Yu., Gubanov D.A. How to choose the most appropriate centrality measure? // arXiv: physics.soc-ph. 2020. 2003.01052v3. C. 1-26; <https://arxiv.org/abs/2003.01052>.
249. Chen W., Lu W., Zhang N. Time-critical influence maximization in social networks with time-delayed diffusion process / Proceedings of the Twenty-Sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2012. P. 592-598.
250. Chen W., Yuan Y., Zhang L. Scalable influence maximization in social networks under the linear threshold model //Data Mining (ICDM). 2010. IEEE 10th International Conference on. IEEE, 2010. P. 88-97.
251. Cheng J., Adamic L., Dow P.A., Kleinberg J.M., Leskovec J. Can cascades be predicted? //Proceedings of the 23rd international conference on World wide web. – 2014. – C. 925-936.
252. Chkhartishvili A., Gubanov D. An actional model of user influence levels in a social network // Automation and Remote Control. 2015. Volume 76, Issue 7. C. 1282–1290.
253. Chkhartishvili A., Gubanov D. Analysis of User Influence Types in Online Social Networks: An Example of VKontakte / Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT2017, Moscow). M.: IEEE, 2017. Vol. 1. C. 3-5.
254. Chkhartishvili A., Gubanov D. Influence Levels of Users and Meta-Users of a Social Network // Automation and Remote Control. 2018. Volume 79, Issue 3. C. 545–553.
255. Chkhartishvili A., Gubanov D. On Approaches to Identifying Information Spread Channels in Online Social Networks / Proceedings of the 12th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). Moscow, Russia: IEEE, 2019. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8911065/>.

256. Chkhartishvili A.G. Stochastic Preferences Model / Proceedings of the 13th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). Moscow: IEEE, 2020. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9247771>.
257. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A. A conceptual approach to online social networks analysis // Automation and Remote Control. 2015. Volume 76, Issue 8. C. 1455–1462.
258. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A. Controlled Consensus in a Social Network with “Simple” Agents // Proceedings of the 11th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). Moscow: IEEE, 2018. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8551847>.
259. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A. Models of information opinion and trust control of social network members / Proceedings of the 18th IFAC World Congress (Milano, 2011). Milan: International Federation of Automatic Control (IFAC), 2011. C. 1991–1996.
260. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A., Korgin N.A., Novikov D.A. Models of Reputation Dynamics in Expertise by Social Networks / Proceedings of the UKACC International Conference on CONTROL (Coventry, 2010). Coventry: Institution of Engineering and Technology (IET), 2010. C. 203–210.
261. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A., Novikov D.A. Informational influence and informational control models in social networks // Automation and Remote Control. 2011. 72 (7). C. 1557–1567.
262. Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A., Novikov D.A. Social Networks: Models of information influence, control and confrontation. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2019. – 158 c.
263. Chwe M.S. Communication and Coordination in Social Networks // Review of Economic Studies. 2000. Vol. 67. P. 1-16.
264. Clifford P., Sudbury A. A model for spatial conflict // Biometrika. 1973. Vol. 60. No. 3. P. 581-588.

265. Csató L. Measuring centrality by a generalization of degree // *Central European Journal of Operations Research*. – 2017. – T. 25. – №. 4. – C. 771-790.
266. Dasaratha K., He K. Network Structure and Naive Sequential Learning // *arXiv:1703.02105 [cs, econ, q-fin]*. – 2019.
267. De Groot M.H. Reaching a Consensus // *Journal of American Statistical Association*. 1974. № 69. P. 118-121.
268. Deffuant G., Neau D., Amblard F., Weisbuch G. Mixing beliefs among interacting agents // *Advances in Complex Systems*. 2000. Vol. 03. P. 87–98.
269. Del Vicario M., Scala A., Caldarelli G., Stanley H.E., Quattrociocchi W. Modeling confirmation bias and polarization // *Scientific Reports*. 2017. Vol. 7. P. 40391.
270. DeMarzo P.M., Vayanos D., Zwiebel J. Persuasion bias, social influence, and unidimensional opinions // *The Quarterly Journal of Economics*. – 2003. – V. 118. – P. 909-968.
271. Deutsch M., Gerard H.B. A Study of Normative and Informational Social Influences upon Individual Judgment // *Journal of Abnormal and Social Psychology*. 1955. № 51. P. 629-636.
272. Dixit A.K., Weibull J.W. Political Polarization // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. – 2007. – No. 18 (104). – P. 7351–7356.
273. Dodds P., Watts D.A. Generalized Model of Social and Biological Contagion // *Journal of Theoretical Biology*. 2005. № 232. P. 587-604.
274. Dodson J., Muller E. Models of New Product Diffusion through Advertising and Word-of-Mouth // *Management Science*. 1978. № 24. P. 1568-1578.
275. Domingos P., Richardson M. Mining the Network Value of Customers / *Proceedings of the Seventh International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2002. P. 57-66.
276. Eguffluz V., Klemm K. Epidemic Threshold in Structured Scale-free Networks // *Physical Review Letters*. 2002. № 89. P. 108701.
277. Ellis R. *Entropy, Large Deviations and Stochastical Mechanics*. Springer, New York, 1985.

278. Erkol Ş., Castellano C., Radicchi F. Systematic comparison between methods for the detection of influential spreaders in complex networks // *Scientific Reports*. – 2019. – № 1 (9). – C. 1–11
279. Even-Dar E., Shapira A. A Note on Maximizing the Spread of Influence in Social Networks / *International Workshop on Web and Internet Economics*. 2007. P. 281-286.
280. Everton S.F. *Disrupting Dark Networks (Structural Analysis in the Social Sciences)*. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.
281. Eyster E., Rabin M. Naïve Herding in Rich-Information Settings // *American Economic Journal: Microeconomics*. – 2010. – № 4 (2). – C. 221–243.
282. Felsenthal D., Machover M. *The Measurement of Voting Power: Theory and Practice, Problems and Paradoxes*. London: Edward Elgar, 1998.
283. Fishbein M., Ajzen I. *Predicting and Changing Behavior: The reasoned action approach*. New York: Psychology Press, 2010.
284. Florian M., Hearn D. Network equilibrium models and algorithms // *Handbooks in Operations Research and Management Science*. 1995. Vol. 8. P. 485-550.
285. Freeman L.C. A set of measure of centrality based on betweenness // *Sociometry*. 1977. Vol. 40. P. 35-41.
286. French J.R. A formal theory of social power // *The Psychological Review*. 1956. № 63. P. 181-194.
287. Friedkin N.E., Bullo F. How truth wins in opinion dynamics along issue sequences // *Proc. Natl. Acad. Sci.* 2017. Vol. 114, № 43. P. 11380–11385.
288. Friedkin N.E., Johnsen E.C. *Social Influence Network Theory: A Sociological Examination of Small Group Dynamics*. Cambridge: Cambridge University Press. 2011.
289. Fryer R., Harms P., Jackson M. *National Bureau of Economic Research. Updating Beliefs with Ambiguous Evidence: Implications for Polarization*. – Cambridge, MA. – 2013.

290. Fujishige S. Submodular Functions and Optimization. NY: North-Holland Press, 1991.
291. Germeier Yu. Non-antagonistic Games. Dordrecht, Boston: D. Reidel Pub. Co., 1986.
292. Gladwell M. The Tipping Point: How Little Things Can Make a Big Difference. Little Brown & Company, 2000.
293. Godes D., Mayzlin D. Using Online Conversations to Study Word of Mouth Communication // Marketing Science. 2004. № 23. P. 545-560.
294. Goldenberg J., Libai B., Muller E. Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth // Marketing Letters. 2001. № 2. P. 11-34.
295. Golub B., Jackson M. Naive Learning in Social Networks and the Wisdom of Crowds // American Economic Journal: Microeconomics. 2010. Vol. 2, No. 1. P. 112-149.
296. Goyal A. et al. On minimizing budget and time in influence propagation over social networks // Social network analysis and mining. 2013. T. 3. №. 2. C. 179-192.
297. Goyal A., Lu W., Lakshmanan L.V.S. Celf++: optimizing the greedy algorithm for influence maximization in social networks /Proceedings of the 20th international conference companion on World wide web. ACM, 2011. C. 47-48.
298. Goyal A., Lu W., Lakshmanan L.V.S. Simpath: An efficient algorithm for influence maximization under the linear threshold model //Data Mining (ICDM), 2011 IEEE 11th International Conference on. IEEE, 2011. C. 211-220.
299. Grabisch M., Rusinowska A. A Model of Influence in a Social Network. URL: <http://halshs.archives-ouvertes.fr/docs/00/34/44/57/PDF/B08066.pdf> (дата обращения: 25.03.2018).
300. Gradoselskaya G., Gubanov D. Grouping politically active communities on Facebook by method of grain clustering / Proceedings of the First International Conference on Social Network Analysis (Москва, 2014). Moscow: HSE, 2014.

301. Granovetter M. The Strength of Weak Ties // The American Journal of Sociology. 1973. Vol. 78. No. 6. P. 1360-1380.
302. Granovetter M. Threshold Models of Collective Behavior // The American Journal of Sociology. 1978. Vol. 83. No. 6. P. 1420-1443.
303. Grimm V., Mengel F. Experiments on belief formation in networks // Journal of the European Economic Association. – 2020. – Т. 18. – №. 1. – С. 49-82.
304. Gubanov D. An Approach to Knowledge Management in Research Organization. Seoul: IFAC Publication, 2008. С. 8119–8123.
305. Gubanov D., Korgin N., Novikov D., Raikov A. E-Expertise: Modern Collective Intelligence. 1-е издание на англ.яз. Switzerland: Springer, 2014. – 112 с.
306. Gubanov D., Petrov I. Multidimensional Model of Opinion Polarization in Social Networks // 2019 Twelfth International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD). – IEEE, 2019. – P. 1-4.
307. Gubanov D.A. A study of a complex model of opinion dynamics in social networks / Journal of Physics: Conference Series. Moscow: IOP Publishing Ltd., 2021. Vol. 1740.
<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1740/1/012040/pdf>.
308. Gubanov D.A. A Study of Formal and Informal Relations of Russian-Speaking Facebook Users // Communications in Computer and Information Science. 2014. Vol. 436. С. 85–90.
309. Gubanov D.A. A Study of Formalizations of User Influence in Actional Model / Proceedings of the 13th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). Moscow, Russia: IEEE, 2020. С. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9247658>.
310. Gubanov D.A., Chkhartishvili A.G. On the Concept of an Informational Community in a Social Network / Journal of Physics: Conference Series. Moscow: IOP Publishing Ltd., 2021. Vol. 1864. С. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1864/1/012052/pdf>.

311. Gubanov D.A., Kalashnikov A.O., Novikov D.A. Game-theoretic models of informational confrontation in social networks // Automation and Remote Control. 2011. T. 72, № 9. С. 2001–2008.
312. Gubanov D.A., Korgin N.A., Novikov D.A. Network expertise and dynamics of reputation / Proceedings of X International Meeting of the Society for Social Choice and Welfare. Moscow: HSE. 2010. P. 27.
313. Gubanov D.A., Makarenko A.V., Novikov D.A. Analysis methods for the terminological structure of a subject area // Automation and Remote Control. 2014. 75 (12). С. 2231–2247.
314. Gubanov D.A., Mikulich L.I., Naumkina T.S. Language games in investigation of social networks: Finding communities and influential agents // Automation and Remote Control. 2016. Volume 77, Issue 1. С. 144–158.
315. Gubanov D.A., Zhilyakova L.Yu. Double-threshold Model of the Activity Spreading in a Social Network / Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT2017, Moscow). – M.: IEEE, 2017. – Vol. 2. – С. 267-270.
316. Hadjicostis C.N., Domínguez-García A.D., Charalambous T. Distributed Averaging and Balancing in Network Systems. 2017.
317. Harary F. A Criterion for Unanimity in French's Theory of Social Power / Studies in Social Power. Michigan: Institute of Sociological Research, 1959. P. 168-182.
318. He X. et al. Influence blocking maximization in social networks under the competitive linear threshold model // Proceedings of the 2012 SIAM International Conference on Data Mining. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2012. P. 463-474.
319. Hegselman R., Krause U. Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. 2002. Vol. 5. No 3.

320. Hegselmann R., Krause U. Opinion dynamics under the influence of radical groups, charismatic leaders, and other constant signals: A simple unifying model // *Networks and Heterogeneous Media*. 2015. Vol. 10. No. 3. P. 477–509.
321. Hethcote H.W. The Mathematics of Infectious Diseases // *SIAM Review*. 2000. Vol. 42. № 4. P. 599-653.
322. Hoede C., Bakker R. A Theory of Decisional Power // *Journal of Mathematical Sociology*. 1982. № 8. P. 309-322.
323. Howard A., Jebara T. Dynamical Systems Trees // *Uncertainty in Artificial Intelligence*. 2003. P. 260-267.
324. Howard N. Theory of Meta-games // *General systems*. 1966. № 11. P. 187-200.
325. Iskakov M., Iskakov A. Equilibrium in secure strategies / CORE Discussion Paper 2012/61. Louvain-la-Neuve: CORE, 2012.
326. Jackson M. *Social and Economic Networks*. Princeton: Princeton University Press, 2008.
327. Jackson M. *The Stability and Efficiency of Economic and Social Networks* / *Advances in Economic Design*, 2003.
328. Jager W., Amblard F. Uniformity, bipolarization and pluriformity captured as generic stylized behavior with an agent-based simulation model of attitude change // *Computational & Mathematical Organization Theory*. 2005. Vol. 10. No. 4. P. 295–303.
329. Janky B., Takács K. Social Control, Participation in Collective Action and Network Stability. HUNNET Working Paper, 2002. URL: <http://www.socialnetwork.hu/cikkek/jankytakacs.pdf> (дата обращения: 25.03.2018).
330. Jern A., Chang K.K., Kemp C. Belief polarization is not always irrational. // *Psychological Review*. – 2014. – No. 2 (121). – P. 206–224.
331. Jiang Q. et al. Simulated Annealing Based Influence Maximization in Social Networks // *AAAI*. – 2011. – T. 11. – C. 127-132.

332. Jung K., Heo W., Chen W. Irie: Scalable and robust influence maximization in social networks //Data Mining (ICDM), 2012 IEEE 12th International Conference on. IEEE, 2012. P. 918-923.
333. Kadushin C. Understanding social networks: Theories, concepts, and findings. Oxford: Oxford University Press, 2012.
334. Karimi A., Rossi L., Prati A., Full K. Adversarial training for aspect-based sentiment analysis with BERT. CoRR, abs/2001.11316, 2020.
335. Katz E., Lazarsfeld P. Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communications. Transaction Publishers, 1966.
336. Kearns M., Siddharth S., Montfort N. An Experimental Study of the Coloring Problem on Human Subject Networks // Science. 2006. № 313. P. 824-827.
337. Kempe D., Kleinberg J., Tardos E. Maximizing the Spread of Influence through a Social Network // Theory of Computing. 2015. Vol. 11. No. 4. P. 105–147.
338. Kempe D., Kleinberg J., Tardos E. Maximizing the Spread of Influence through a Social Network / Proceedings of the 9-th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2003. P. 137-146.
339. Kozitsin I.V. et al. Symmetric Convex Mechanism of Opinion Formation Predicts Directions of Users' Opinions Trajectories //2019 Twelfth International Conference" Management of large-scale system development"(MLSD). – IEEE, 2019. – P. 1-5.
340. Krause U. A Discrete Nonlinear and Non-autonomous Model of Consensus Formation // Communications in Difference Equations. 2000. P. 227-236.
341. Langville A., Meyer C. A survey of eigenvector methods for Web information retrieval // SIAM Rev. 2005. № 47. P. 135-161.
342. Langville A., Meyer C. Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings. Princeton: Princeton University Press, 2006.
343. Lansing J. Artificial Societies and Social Science. Santa Fe, 2005.
344. Latané B., L'Herrou T. Spatial Clustering in the Conformity Game: Dynamic Social Impact in Electronic Groups // Journal of Personality and Social Psychology. 1996. № 70. P. 1218-1230.

345. Leskovec J., Krevl A. SNAP Datasets: Stanford Large Network Dataset Collection. url: <http://snap.stanford.edu/data>. 2014.
346. Leskovec J., Adamic L., Huberman B. The Dynamics of Viral Marketing, 2005. URL: <http://arxiv.org/abs/physics/0509039> (дата обращения: 25.03.2018)
347. Leskovec J., Krause A., Guestrin C., Faloutsos C., Vanbriesen J., Glance N. Cost-effective Outbreak Detection in Networks / Proceedings of the 13-th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2007. P. 420-429.
348. Lewis D. Convention: a Philosophical Study. Cambridge: Harvard University Press, 1969.
349. Li W., Tan X. Locally Bayesian learning in networks // Theoretical Economics. – 2020. – № 1 (15). – С. 239–278.
350. Li Y. et al. Influence diffusion dynamics and influence maximization in social networks with friend and foe relationships // Proceedings of the sixth ACM international conference on Web search and data mining. ACM, 2013. P. 657-666.
351. Liggett T.M. Interacting particle systems. Springer, 1985.
352. Lin Y., Shi X., Wei Y. On computing PageRank via lumping the Google matrix // Journal of Computational and Applied Mathematics. 2009. Vol. 224. № 2. P. 702-708.
353. Liu B. et al. Time constrained influence maximization in social networks // Data Mining (ICDM), 2012 IEEE 12th International Conference on. IEEE, 2012. P. 439-448.
354. Lu W. et al. The bang for the buck: fair competitive viral marketing from the host perspective // Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. – ACM, 2013. P. 928-936.
355. Mahdian M., Anagnostopoulos A., Kumar R. Influence and Correlation in Social Network // Proceeding of the 14-th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2008. P. 7-15.

356. Maltseva S. V., Tsukanova O. A., Fedorov K. E. Modeling and Analysis of Social Network Dynamics on the Macro-Level in View of the Customer-Centric Concept Vienna: IEEE, 2018. P. 144–147.
357. Mas-Collel A., Whinston M.D., Green J.R. Microeconomic Theory. N.Y.: Oxford Univ. Press, 1995.
358. Mathioudakis M. et al. Sparsification of influence networks / Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '11. – San Diego, California, USA: ACM Press, 2011. – P. 529-537.
359. Mazalov V., Parilina E. Game of Competition for Opinion with Two Centers of Influence // Mathematical Optimization Theory and Operations Research / под ред. M. Khachay, Y. Kochetov, P. Pardalos. Cham: Springer International Publishing, 2019. С. 673–684.
360. Miao Z., Li Y., Wang X., Tan W. Snippet: Semi-supervised Opinion Mining with Augmented Data. CoRR, abs/2002.03049, 2020.
361. Miller D. Introduction to Collective Behavior and Collective Action. Illinois: Waveland Press, 2013.
362. Morris S. Contagion // The Review of Economic Studies. 2000. Vol. 67. № 1. P. 57-78.
363. Moscovici S., Zavalloni M. The group as a polarizer of attitudes // Journal of Personality and Social Psychology. 1969. Vol. 12. No. 2. P. 125.
364. Mossel E., Roch S. Submodularity of influence in social networks: From local to global //SIAM Journal on Computing. 2010. – Vol. 39. No. 6. P. 2176-2188.
365. Mueller-Frank M. A general framework for rational learning in social networks: Framework for rational learning // Theoretical Economics. – 2013. – № 1 (8). – С. 1–40.
366. Myerson R.B. Game Theory: Analysis of Conflict. London: Harvard Univ. Press, 1991.

367. Nemhauser G., Wolsey L., Fisher M. An Analysis of the Approximations for Maximizing Submodular Set Functions // *Mathematical Programming*. 1978. № 14. P. 265-294.
368. Newman M. *Networks: an introduction*. Oxford university press, 2010.
369. Newman M. The Structure and Function of Complex Networks // *SIAM Review*. 2003. P. 167-256.
370. Novikov D. Cognitive Games: a Linear Impulse Model // *Automation and Remote Control*. 2010. Vol. 71, No. 10. P. 718–730.
371. Novikov D. Models of Network Excitation Control // *Procedia Computer Science*. 2014. Vol. 31. P. 184–192
372. Novikov D. *Theory of Control in Organizations*. N.-Y.: Nova Science Publishers, 2013.
373. Novikov D., Chkhartishvili A. *Reflexion and Control: Mathematical Models*. Leiden: CRC Press, 2014. 298 p.
374. O'Reilly T. What Is Web 2.0. URL: <http://www.oreilly.com/pub/a/web2/archive/what-is-web-20.html> (дата обращения: 25.03.2018).
375. Oliver N., Rosario B., Pentland A. Graphical Models for Recognizing Human Interactions / *Proceedings of International Conference on Neural Information and Processing Systems (NIPS)*, 1998. P. 924-930.
376. Olson M. *The Logic of Collective Action: Public Goods and the Theory of Groups*. Harvard: Harvard University Press, 1971.
377. Oxford English Dictionary. URL: <https://en.oxforddictionaries.com> (дата обращения: 25.03.2018).
378. Padgett J.F., Ansell C.K. Robust Action and the Rise of the Medici, 1400-1434 // *American Journal of Sociology*, 98 (6). 1993. P. 1259-1319.
379. Parsegov S.E., Proskurnikov A.V., Tempo R., Friedkin N.E. Novel Multidimensional Models of Opinion Dynamics in Social Networks // *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2017. Vol. 62. No. 5. P. 2270-2285.

380. Pathak N., Banerjee A., Srivastava J. A generalized linear threshold model for multiple cascades // Data Mining (ICDM), 2010 IEEE 10th International Conference on. IEEE, 2010. P. 965-970.
381. Rabin M., Schrag J.L. First Impressions Matter: A Model of Confirmatory Bias // The Quarterly Journal of Economics. – 1999. – No. 1 (114). – P. 37–82.
382. Rao A., Spasojevic N., Li Z., Dsouza T. Klout score: Measuring influence across multiple social networks // 2015 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2015, Santa Clara, CA, USA, October 29 - November 1, 2015. P. 2282–2289.
383. Reed D.P. That Sneaky Exponential—Beyond Metcalfe's Law to the Power of Community Building. 1999. URL: <https://www.immagic.com/eLibrary/ARCHIVES/GENERAL/GENREF/C030200R.pdf> (дата обращения: 25.03.2018)
384. Rietzler A., Stabinger S., Opitz P., Engl S. Adapt or get left behind: Domain adaptation through BERT language model fine-tuning for aspect-target sentiment classification. CoRR, abs/1908.11860, 2019.
385. Riquelme F., González-Cantergiani P. Measuring user influence on Twitter: A survey // Information Processing & Management. – 2016. – № 5 (52). – P. 949–975.
386. Rogers E.M. Diffusion of Innovations. New York, London: Free Press, 1983.
387. Romualdo P., Alessandro V. Epidemic Spreading in Scale-Free Networks // Physical Review Letters. 2001. Vol. 86. No. 14. P. 3200-3203.
388. Roughgarden T. Selfish Routing and the Price of Anarchy. MIT Press, 2005.
389. Rusinowska A., Swart H. Generalizing and Modifying the Hoede-Bakker Index. Theory and Applications of Relational Structures as Knowledge Instruments. № 2. Springer's Lecture Notes in Artificial Intelligence 4342. Springer, 2007. P. 60-88.
390. Saul L.K., Jordan M.I. Mixed Memory Markov Models: Decomposing Complex Stochastic Processes as Mixtures of Simpler Ones // Machine Learning. 1999. Vol. 37. No. 1. P. 75-87.
391. Schiff J.L. Cellular Automata: A Discrete View of the World. NY: Wiley, 2007.

392. Shapley L., Shubik M. A method for Evaluating the Distribution of Power in a Committee System // American Political Science Review. 1954. Vol. 48. No. 3. P. 787-792.
393. Shoham Y, Leyton-Brown K. Multiagent systems: Algorithmic, Game-Theoretical and Logical Foundations. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
394. Shrager J., Hogg T., Huberman B. Observation of Phase-Transitions in Spreading Activation Networks // Science. 1987. Vol. 236. No. 4805. P. 1092-1094.
395. Shubik M. Game Theory in the Social Sciences: Concepts and Solutions. Massachusetts: MIT Press, 1982.
396. Simeonov S. Metcalfe's Law: more misunderstood than wrong? – 2006. URL: <http://blog.simeonov.com/2006/07/26/metcalfes-law-more-misunderstood-than-wrong/> (дата обращения: 25.03.2018).
397. Simon H.A. Rationality as Process and as Product of Thought // American Economic Review. – 1978. – Vol. 68, no. 2. – P. 1–16.
398. Skibski O., Rahwan T. Attachment Centrality: An Axiomatic Approach to Connectivity in Networks / Proceedings of the 15th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2016). – 2016. – P. 168-176.
399. Stuck_In_The_Matrix. I have every publicly available Reddit comment for research. ~ 1.7 billion comments @ 250 GB compressed. Any interest in this? - URL: https://www.reddit.com/r/datasets/comments/3bxlg7/i_have_every_publicly_available_reddit_comment/ (дата обращения: 05.01.2020)
400. Sun J., Tang J. A survey of models and algorithms for social influence analysis // Social network data analytics. Springer, Boston, MA, 2011. P. 177-214.
401. Takács K., Flache A., Mäs M. Discrepancy and Disliking Do Not Induce Negative Opinion Shifts // PLOS ONE. Public Library of Science, 2016. Vol. 11, № 6. P. e0157948.

402. Tarnow E. Like Water and Vapor – Conformity and Independence in the Large Group. URL: http://cogprints.org/4274/1/LargeGroup_OrderTarnow.pdf (дата обращения: 25.03.2018).
403. Topkis D.M. Supermodularity and Complementarity. Princeton: Princeton Univ. Press, 2001.
404. Tuomela R. Shared Belief. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/ab46/6f6f01a4c709fc348732b26fa26d53c21e0e.pdf> (дата обращения: 25.03.2018).
405. Tversky A., Kahneman D. Judgement Under Uncertainty: Heuristics and Biases // Science. – 1974. – No. 185. – P. 1124–1131.
406. Tzoumas V., Amanatidis C., Markakis E. A game-theoretic analysis of a competitive diffusion process over social networks // International Workshop on Internet and Network Economics. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. P. 1-14.
407. Urbig D., Lorenz J., Herzberg H. Opinion dynamics: The effect of the number of peers met at once // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. 2008. Vol. 11. No. 2. P. 4.
408. Valente T. Network Models of the Diffusion of Innovations. Cresskill, NJ: Hampton Press, 1995.
409. Vives X. How Fast Do Rational Agents Learn? // Review of Economic Studies. – 1993. – 60. – С. 329-347.
410. Wang C., Chen W., Wang Y. Scalable influence maximization for independent cascade model in large-scale social networks // Data Mining and Knowledge Discovery. 2012. Vol. 25. No. 3. P. 545-576.
411. Wardrop J. Some theoretical aspects of road traffic research // Proc. Institute of Civil Engineers. 1952. Part II. Vol. 1. P. 325 – 378.
412. Wasserman S., Faust K. Social network analysis: Methods and applications. Cambridge university press, 1994.
413. Watts D. The «New» Science of Networks // Annual Review of Sociology. 2004. Vol. 30. P. 243-270.

414. Watts D., Dodds P. Influentials, Networks, and Public Opinion Formation // Journal of Consumer Research. 2007. № 34. P. 441-458.
415. Wei R. Consensus Seeking, Formation Keeping and Trajectory Tracking in Multiple Vehicle Cooperative Control. PhD Dissertation. Brigham Young University, 2004.
416. Weng J., Lim E.-P., Jiang J., He Q. Twitterrank: finding topic-sensitive influential twitterers // Proc. of the Third Int. Conf. on Web Search and Web Data Mining. – 2010. – P. 261—270.
417. Wu F., Huberman B., Adamic L., Tyler J. Information flow in social groups //Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2004. Vol. 337. No. 1-2. P. 327-335.
418. Young P. The Spread of Innovations by Social Learning. 2006. URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.506.3276&rep=rep1&type=pdf> (дата обращения: 25.03.2018).
419. Zhang D., Gatica-Perez D., Bengio S., Roy D. Learning Influence among Interacting Markov Chains // Neural Information Processing Systems (NIPS). 2005. P. 132-141.
420. Zhu M., Kuskova V., Wasserman S., Contractor N. Correspondence analysis of multirelational multilevel networks //Multilevel Network Analysis for the Social Sciences. Springer, Cham, 2016. P. 145-172.