



МОДЕЛИРОВАНИЕ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ В ANYLOGIC: ОБЗОР ОСНОВНЫХ ПОДХОДОВ И ПРИМЕРОВ МОДЕЛЕЙ

В. В. Пономарева, С. А. Андронов

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

Рассмотрены основные подходы к моделированию распространения информации в программной среде AnyLogic с акцентом на агентное моделирование. Проанализирована эволюция агентных моделей от простых эпидемических аналогов и клеточных автоматов до современных систем с адаптивными сетями, кроссплатформенностью и элементами искусственного интеллекта. Приведены конкретные результаты исследований и примеры готовых моделей AnyLogic, калибруемых по реальным данным социальных сетей.

Ключевые слова: агентное моделирование, AnyLogic, распространение информации, дезинформация, социальные сети, боты, эхо-камеры, клеточные автоматы, SIR-модель, калибровка моделей.

Для цитирования:

Пономарева, В. В. Моделирование распространения информации в Anylogic: обзор основных подходов и примеров моделей / В. В. Пономарева, С. А. Андронов // Системный анализ и логистика. – 2026. – № 2(50). – с. 54-63. DOI: 10.31799/2077-5687-2026-2-54-63.

MODELING INFORMATION DISSEMINATION IN ANYLOGIC: AN OVERVIEW OF THE MAIN APPROACHES AND EXAMPLES OF MODELS

V. V. Ponomareva, S. A. Andronov

St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

This article examines the main approaches to modeling information dissemination in the AnyLogic software environment, with a focus on agent-based modeling. It analyzes the evolution of agent-based models from simple epidemic analogs and cellular automata to modern systems with adaptive networks, cross-platform support, and elements of artificial intelligence. Specific research results and examples of completed AnyLogic models calibrated using real social media data are presented.

Keywords: agent-based modeling, AnyLogic, information dissemination, disinformation, social media, bots, echo chambers, cellular automata, SIR- model, model calibration.

For citation:

Ponomareva, V. V. Modeling information dissemination in Anylogic: an overview of the main approaches and examples of models / V. V. Ponomareva, S. A. Andronov // System analysis and logistics. – 2026. – № 2(50). – p. 54-63. DOI: 10.31799/2077-5687-2026-2-54-63.

Введение

В эпоху цифровых технологий распространение информации, включая фейковые новости, слухи и вирусный контент, происходит с огромной скоростью через социальные сети. По данным 2025 года, около 93% россиян сталкивались в интернете с заведомо ложной или искажённой информацией, что приводит к серьёзным социальным и экономическим последствиям — от поляризации общества до неверных решений в политике и здравоохранении [1]. Моделирование таких процессов становится важным инструментом для понимания механизмов распространения информации и разработки мер противодействия.

Среди подходов, доступных в AnyLogic именно агентное моделирование предоставляет наибольшие возможности для точной интерпретации реальных данных из социальных сетей. В отличие от других моделей (Bass, SIR/SEIR), агентное моделирование учитывает индивидуальные характеристики агентов, их локальные взаимодействия и стохастическую природу поведения, что позволяет лучше воспроизводить фактические траектории распространения.



Преимущества агентного моделирования для анализа распространения информации

Агентное моделирование превосходит традиционные подходы распространения информации (модель Басса, SIR/SEIR на уровне популяции) за счёт учёта гетерогенности пользователей, локальных связей в сети и случайных факторов поведения. Это особенно важно при работе с реальными данными из соцсетей, где агрегированные модели часто дают слишком усреднённую картину.

Агентная модель в AnyLogic представляет собой совокупность автономных агентов (пользователей, ботов), каждый из которых обладает собственными характеристиками (скептицизм, эмоциональность, число связей) и правилами поведения. Поведение агентов описывается диаграммами состояний, а взаимодействие происходит по сети связей. В отличие от агрегированных моделей, агентное моделирование позволяет наблюдать возникновение пиков активности, кластеров и эхо-камер из локальных взаимодействий отдельных агентов.

Агентное моделирование особенно эффективно для задач, где важны индивидуальное поведение и локальные взаимодействия. К таким задачам относятся:

Кратковременные всплески (фейковые новости, кризисные события) — модель хорошо описывает быстрые пики активности;

Долговременное закрепление (эхо-камеры, устойчивые мнения) — позволяет моделировать длительную циркуляцию информации;

Распространение через соцсети, блогеров и прямые контакты — учитывает влияние инфлюенсеров и алгоритмов платформ.

Примером служит работа Виллиама Рэнда и соавторов, где разработали агентные модели для симуляции быстрого распространения сообщений в Твиттере во время кризисных событий. Эти модели были адаптированы под структуру социальной сети и сравнивались с классическими подходами — моделью Басса и моделью каскадного распространения в графе, рисунок 1. Крупные узлы соответствуют аккаунтам с высокой степенью связности (боты), а линии (цепочки ретвитов) показывают, как информация передавалась от одного пользователя к другому. При подгонке под реальные данные из сети 15 000 пользователей агентные модели показали гораздо лучшее соответствие фактическим траекториям распространения: средняя абсолютная процентная ошибка оказалась значительно ниже, особенно при длительных событиях, таких как ураганы [2]. Это демонстрирует, что агентное моделирование точнее улавливает влияние внешних импульсов, суточных ритмов активности и сетевых связей, позволяя лучше прогнозировать всплески ретвитов и оценивать возможные меры вмешательства.

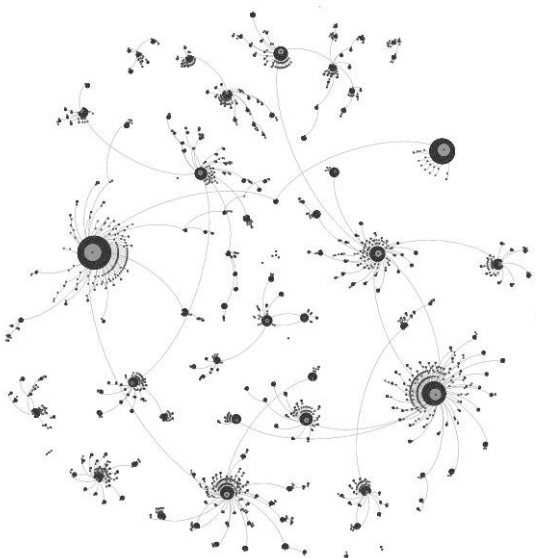


Рис. 1. Визуализация сети распространения информации об урагане Sandy в Twitter [2]



В работе Изабелла Мурдок и соавторов разработана агентная модель, имитирующая распространение информации и дезинформации одновременно на Твиттер и Реддит с учётом пользователей, имеющих один аккаунт на разных устройствах (кросс-платформенные) и операционных системах и разных механизмов модерации. Модель валидирована на реальных данных трёх политических событий в США и результатах пользовательских опросов. Результаты показывают, что наличие мультиплатформенных пользователей увеличивает разницу в доверии к правдивой и ложной информации на 0,15 (в среднем по экосистеме), но при миграции «плохих» агентов на менее модулируемую платформу доверие к правдивой информации падает на обеих платформах [3], рисунок 2. Цветовая шкала показывает, насколько пользователи лучше отличают правду от лжи при разных сценариях модерации и миграции между платформами. Это позволяет количественно оценить, как кросс-платформенные связи и модерация влияют на распространение фейков и поляризацию, чего не дают простые модели передачи информации.

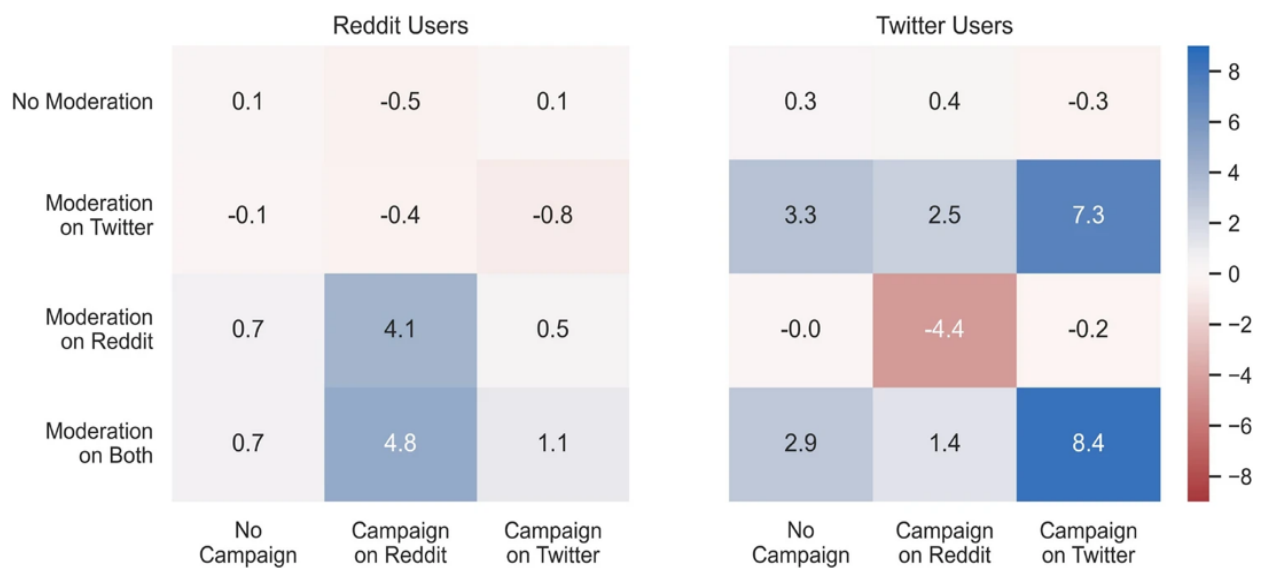


Рис. 2. Разница в осведомленности о правдивой и ложной информации на Reddit и Twitter в зависимости от модерации и стартовой платформы [3]

Эволюция агентных моделей распространения информации

Агентное моделирование распространения информации прошло значительную эволюцию, начиная от простых эпидемических аналогов и заканчивая сложными многоагентными системами, учитывающими динамику сетей, поведение пользователей и платформенные особенности.

На ранних этапах в 2000-е годы агентные модели часто строились на основе классических эпидемических моделей SIR/SEIR, адаптированных к социальным сетям. Агенты переходили между состояниями незнающий, заражённый, выздоровевший, где «заражение» означало принятие и передачу информации. Такие модели были стохастическими, с фиксированными сетями связей, и позволяли симулировать базовые процессы распространения, но не учитывали индивидуальные различия в поведении или изменения структуры сети со временем. В 2010-е годы произошёл переход к более реалистичным моделям: появились сетевые топологии (масштабно-безмасштабные, малый мир), роль ботов и инфлюенсеров, эмоциональная заразительность. Это позволило лучше воспроизводить реальные траектории распространения в социальных сетях, включая пики активности и последующий спад [2].

Одним из важных направлений развития агентного моделирования стало использование клеточных автоматов. В работе Ломакина и Федотова (2014) [4] показано, что модели



диффузии инноваций и Naming Game, реализованные на сети клеточных автоматов, дают качественно одинаковую динамику распространения идей. Авторы рассматривают агентов, расположенных в узлах случайного геометрического графа. Каждый агент взаимодействует только с ближайшими соседями. В результате численного моделирования выявлен эффект «пятнистости» — образование устойчивых пространственных кластеров агентов с одинаковыми мнениями, а также два фазовых перехода при изменении радиуса взаимодействия, рисунок 3. С течением времени агенты с одинаковыми мнениями образуют устойчивые кластеры («пятнистость»). Такие модели позволяют учитывать пространственную структуру и локальные взаимодействия, что особенно важно при моделировании реальных социальных процессов.

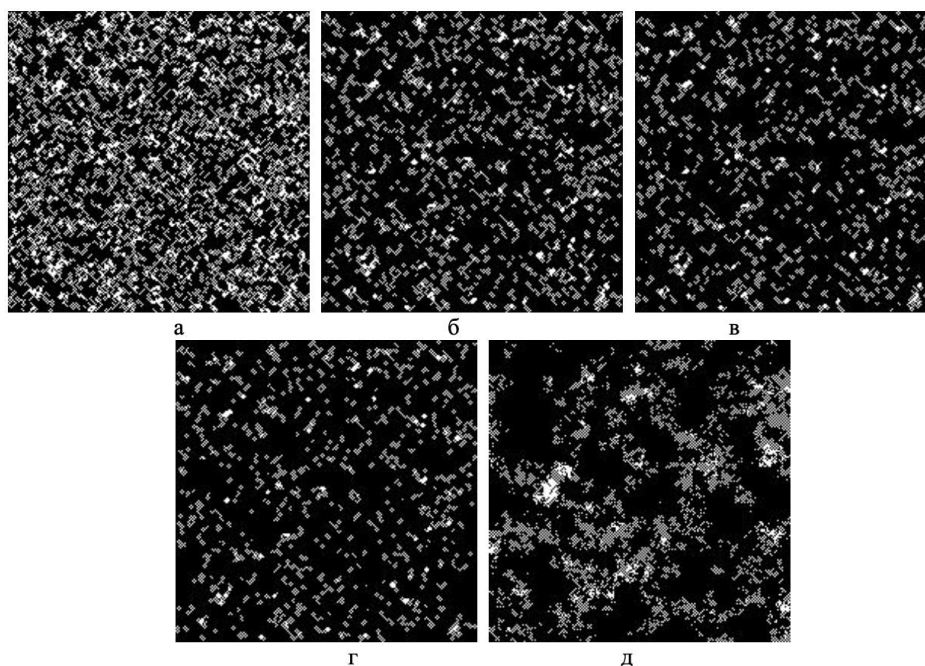


Рис. 3. Результаты численного моделирования распространений идей на плоскости в модели клеточного автомата [4]

Современные модели (2020-е годы) развились в системы с множеством агентов, где сети становятся адаптивными, добавляются элементы искусственного интеллекта для реалистичного поведения пользователей, кросс-платформенность и механизмы модерации. Такие модели лучше объясняют поляризацию, эхо-камеры и влияние алгоритмов платформ, повышая точность интерпретации реальных данных по сравнению с ранними версиями.

Дополнительный пример реализации клеточных автоматов при моделировании распространения информации приведён в работе [5], где автор рассматривает клеточный автомат как простейшую дискретную динамическую систему, состоящую из однородных клеток-агентов, расположенных на решётке. Каждая клетка может находиться в одном из состояний (например, «знает» или «не знает» информацию). Состояние клетки в следующий момент времени определяется только её текущим состоянием и состоянием ближайших соседей по формуле

$$y_j(t + 1) = F(y_i(t), O(j), T) \quad (1)$$

Где F — правило, которое может быть выражено,
 $O(j)$ — окрестность клетки j ,
 t — шаг,
 T — правило перехода.



Такие модели позволяют наглядно показать пространственное распространение информации, образование кластеров и рост охвата агентов, хотя и требуют значительных вычислительных ресурсов при большом размере решётки, рисунок 3.

Пример эволюции – работа Изабела Мурдок и соавторов, где простая SIR-подобная модель расширена до кросс-платформенной агентной модели с учётом модерации и миграции пользователей. Это демонстрирует, как современное агентное моделирование переходит от статичных сетей к динамичным, гетерогенным системам с реальными данными, позволяя количественно оценивать влияние вмешательств на распространение информации.

Конкретные результаты исследований агентного моделирования в интерпретации реальных данных

Агентное моделирование позволяет точно воспроизводить и объяснять реальные траектории распространения информации в социальных сетях на основе фактических данных. В работе Виллиама Рэнда и соавторов агентные модели были разработаны для симуляции срочного распространения сообщений в Твиттер во время кризисных событий (захват Осамы бен Ладена, ураганы Irene и Sandy, выборы в США 2012 года). Модели адаптировали под реальную структуру сети и сравнили с классическими подходами — моделью Басса и моделью каскадного распространения в графе. При подгонке под данные 15 000 пользователей средняя абсолютная процентная ошибка оказалась значительно ниже, чем у традиционных моделей, особенно на длительных событиях (ураганы). Это позволило лучше объяснить влияние внешних импульсов, суточных ритмов активности и сетевых связей, а также прогнозировать всплески ретвитов и оценивать возможные меры вмешательства [2].

В исследовании Адриана Иамнитчи и соавторов агентные модели в сочетании с машинным обучением использовались для прогнозирования распространения тем на нескольких платформах. На основе данных за более чем 5 лет (6 датасетов, несколько платформ) модели показали точность предсказания вовлечённости (лайки, репосты, комментарии) по конкретным темам более 80% на горизонте 2 недель, рисунок 4. Чёрная линия показывает фактические данные (реальное количество лайков, репостов и комментариев). Красная линия — прогноз вариационной агентной модели, обучающейся на данных за последние 96 часов, которая учитывает поведение отдельных агентов и лучше предсказывает резкие всплески активности. Зелёная пунктирная линия — прогноз базовой авторегрессионной модели (AR), которая значительно хуже предсказывает пики. Такой результат демонстрирует способность агентного моделирования не только ретроспективно объяснять распространение, но и предсказывать будущие всплески активности, включая потенциальное распространение фейковых новостей [6].

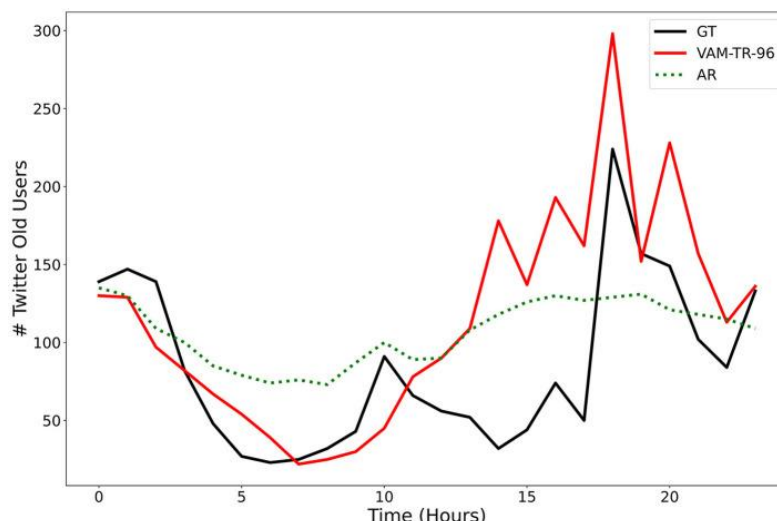


Рис. 4. Сравнение предсказанной и реальной активности в Twitter [6]

В работе Изабела Мурдок и соавторов была создана агентная модель кросс-платформенного распространения информации и дезинформации (Твиттер и Реддит) с учётом миграции пользователей и разных механизмов модерации. Модель валидировали на данных трёх политических событий в США и результатах опросов пользователей. Выяснилось, что наличие кросс-платформенных пользователей создает разницу между средним доверием к правдивым постам и к дезинформации возрастает в среднем на 0,15 по всей межплатформенной среде. При миграции агентов-распространителей дезинформации на менее модулируемую платформу доверие к правдивой информации падает на обеих платформах. Это позволило количественно оценить, как кросс-платформенные связи и модерация влияют на поляризацию и передачу фейков — эффект, который не удаётся захватить простыми моделями по распространению информации [3].

В AnyLogic реализованы готовые примеры агентных моделей, которые можно адаптировать и калибровать под реальные данные. Одна из них — агентная модель SIR/SEIR (эпидемия), рисунок 5. Агент переходит из состояния «незнающий» (Susceptible) в «заражённый» (Infectious) при контакте и далее в «скептик» (Recovered). Такая структура позволяет моделировать индивидуальное поведение пользователей при распространении информации. Каждый агент имеет состояния «незнающий», «заражённый» и «скептик». Модель калибруется по реальным данным ретвитов и позволяет оценивать влияние ботов и фактчекинга.

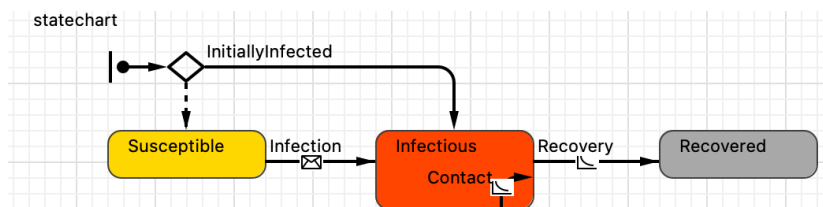


Рис. 5. Диаграмма состояний агента в модели SIR (AnyLogic)

На рисунке 6 представлена базовая модель диффузии инноваций по Бассу, реализованная в AnyLogic средствами системной динамики. Модель содержит два уровня (Potential Adopters и Adopters), потоки Adoption Rate и Discard Rate, а также переменные Ad Effectiveness, Contact Rate и Adoption Fraction. В гибридной агентной версии к этой структуре добавляется блок отдельного агента с диаграммой состояний (Statechart), где каждый агент самостоятельно переходит между состояниями «потенциальный», «принявший идею» и «отказавшийся»,



аналогичными представленной на рис.5. Такая комбинация позволяет учитывать как агрегированные показатели, так и индивидуальное поведение пользователей.

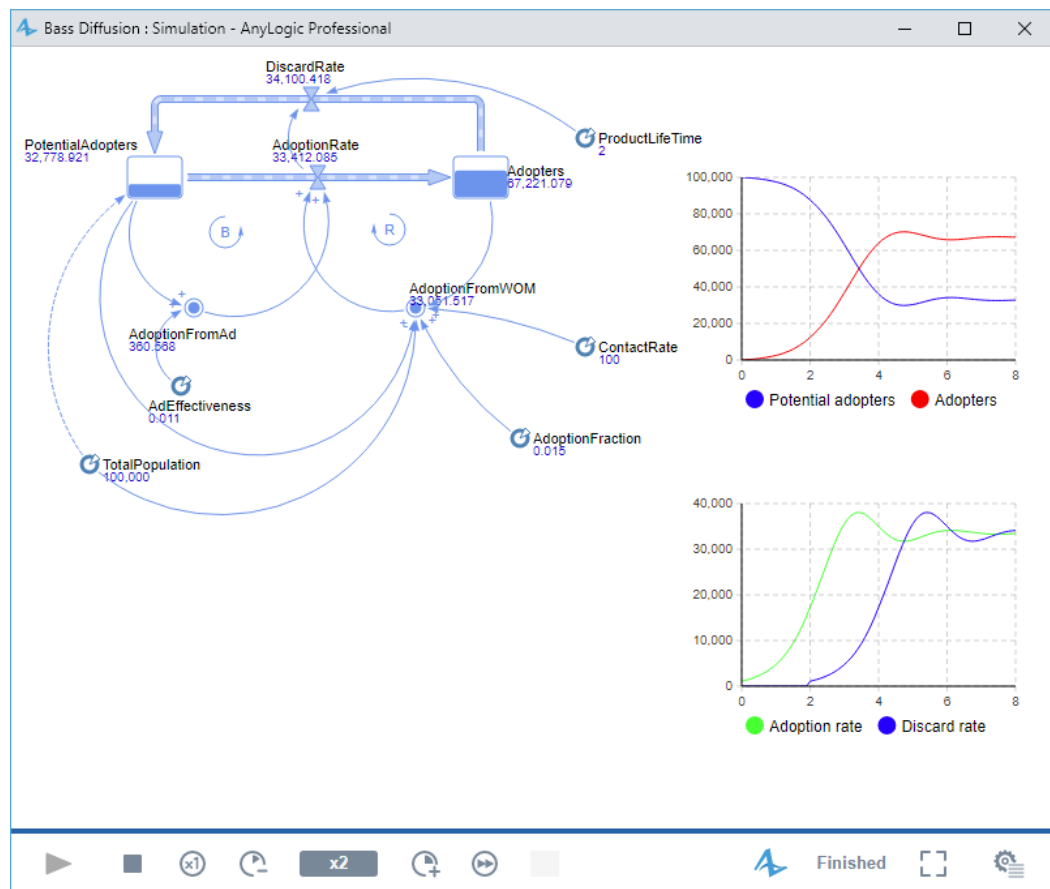


Рис. 6. Базовая модель диффузии инноваций по Бассу в AnyLogic

Важной особенностью агентных моделей в AnyLogic является обязательная калибровка параметров по реальным данным Google Trends. В качестве примера рассмотрим динамику поискового запроса «блокировка телеграм» (рис. 7). График демонстрирует резкий всплеск интереса 20 марта 2026 года, что соответствует внешнему информационному импульсу – новости о возможной блокировке сервиса.



Рис. 7. Динамика поискового интереса к запросу «блокировка телеграм» по данным Google Trends (март-апрель 2026)



В агентной модели (например, SIR/SEIR или гибридной модели диффузии инноваций) такой всплеск моделируется повышением вероятности перехода агентов в активное состояние («заражённый» или «принявший идею»). Параметры модели калибруются так, чтобы симулированная кривая максимально точно повторяла реальную траекторию Google Trends. Это позволяет прогнозировать дальнейшее распространение информации и оценивать эффект от модерации или блокировок.

Математическое обоснование ключевых элементов: боты и эхо-камеры

В агентных моделях боты и эхо-камеры играют важную роль в ускорении и усилении распространения информации, в том числе ложной. Их влияние описывается через характеристики графа сети и правила поведения отдельных агентов.

Боты представляют собой агентов с необычно большим числом связей – количество их соседей (подписчиков или друзей) в несколько раз превышает среднее значение по всей сети. Например, если у обычного пользователя в среднем 50–200 связей, то у бота это может быть 500–5000 и больше. Вероятность передачи информации (репоста) у бота также сильно завышена – она часто в 1,5–3 раза выше, чем у обычных пользователей. Благодаря этому боты резко ускоряют начальную стадию распространения: в первые часы или дни охват может вырасти быстрее, чем без их участия. В результате они создают искусственные пики активности и могут запустить вирусное распространение даже при слабом интересе со стороны обычных пользователей [7].

Эхо-камеры – это плотные группы агентов с высокой внутренней связностью и очень слабой связностью с внешними группами. Их наличие измеряется специальным показателем – коэффициентом модулярности. Если этот показатель превышает примерно 0,5–0,7, то группа считается сильной эхо-камерой. Внутри такой группы вероятность репоста между агентами значительно выше, а между группами – очень низкая. Из-за этого информация внутри эхо-камеры циркулирует в 2–3 раза дольше, чем в открытой сети, и усиливает поляризацию мнений. В результате внутри группы доверие к ложной информации растёт, а вероятность её опровержения сильно снижается, рисунок 8 [8].

На рисунке 8 представлено распределение степени связности в реальной социальной сети. Синяя линия показывает, сколько пользователей подписано на данного агента. Оранжевая линия — сколько аккаунтов подписан сам агент. Зелёная линия – количество взаимных подписок. Все три кривые имеют ярко выраженный «тяжёлый хвост», что означает наличие небольшого числа высоко-связных узлов (ботов и инфлюенсеров), которые значительно ускоряют распространение информации.

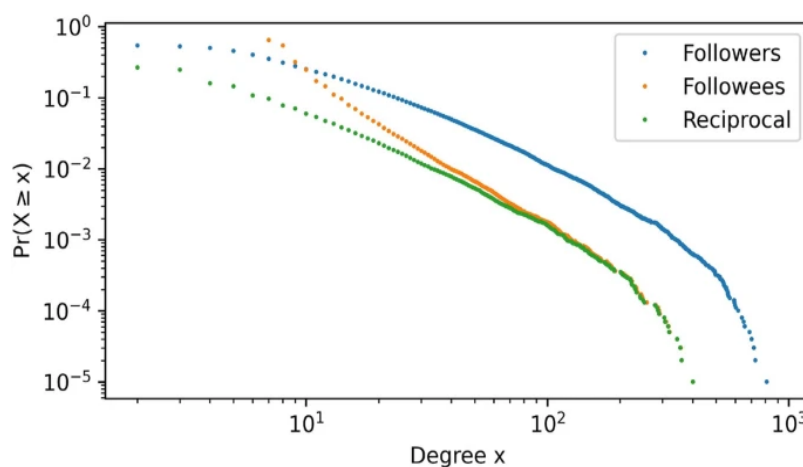


Рис. 8. Распределение степени связности в сети Twitter [3]



Такие математические характеристики позволяют агентным моделям не просто описывать, а количественно объяснять реальные всплески дезинформации: боты дают быстрый старт, эхо-камеры обеспечивают длительное закрепление. Это помогает оценивать эффективность мер противодействия: блокировка ботов снижает общий охват, а ослабление эхо-камер уменьшает поляризацию и продолжительность циркуляции ложной информации.

Заключение

Агентное моделирование в AnyLogic остаётся наиболее эффективным инструментом для анализа распространения информации в социальных сетях. Агентная модель в AnyLogic представляет собой совокупность автономных агентов, каждый из которых обладает собственными характеристиками, диаграммами состояний и сетью связей, что позволяет калибровать параметры модели по реальным данным социальных сетей. В отличие от простых моделей (Басса, в графе), оно учитывает индивидуальные особенности пользователей, локальные связи, случайные факторы и изменения сети, что позволяет точнее воспроизводить реальные процессы.

Эволюция моделей – от эпидемических SIR/SEIR до современных систем с множеством агентов, адаптивными сетями и элементами искусственного интеллекта – повысила их точность и практическую ценность. Исследования показывают, что средняя абсолютная процентная ошибка ниже, чем у традиционных моделей, разница в доверии к правде и лжи растёт на 0,15 при учёте кросс-платформенных связей и модерации.

Математическое описание ботов и эхо-камер объясняет быстрый старт и длительное закрепление дезинформации. Боты ускоряют распространение, а эхо-камеры увеличивают время циркуляции в 2–3 раза, а их блокировка или ослабление снижает охват.

В дальнейших исследованиях планируется использовать агентные модели SIR/SEIR и гибридную модель диффузии инноваций с обязательной калибровкой параметров по данным Google Trends. Такой подход лучше всего подходит для двух типов задач:

Кратковременных всплесков (фейковые новости, кризисные события, блокировки сервисов) – где важны быстрые пики активности;

Долговременного закрепления (эхо-камеры, устойчивые мнения) – где необходимо моделировать длительную циркуляцию информации.

Клеточные автоматы целесообразно применять для задач, требующих учёта пространственной структуры и локальных взаимодействий.

Таким образом, агентное моделирование в AnyLogic позволяет не только анализировать реальные механизмы распространения информации, но и количественно оценивать эффективность мер противодействия дезинформации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Фейки в 2025 году: где чаще встречаются и чему верят россияне [Электронный ресурс] // РБК Компании. – 2025. – 4 сент. – URL: <https://companies.rbc.ru/news/ExwWMv4a0G/fejki-v-2025-godu-gde-chashevstrechayut-i-chemu-veryat-rossiyane/> (дата обращения: 17.03.2026).
2. Herrmann J. An Agent-Based Model of Urgent Diffusion in Social Media / J. Herrmann, W. Rand, B. Schein, N. Vodopivec // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2015. – Vol. 18, № 2, art. 1. – 18 p.
3. Murdock I. An agent-based model of cross-platform information diffusion and moderation / I. Murdock, K. M. Carley, O. Yağan // Social Network Analysis and Mining. – 2024. – Vol. 14, art. 145. – 23 p.
4. Ломакин С. Г. Анализ модели передачи информации в сети клеточных автоматов / С. Г. Ломакин, А. М. Федотов // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. – 2014. – Т. 12, вып. 3. – С. 86–99.



5. Горковенко Д. К. Сравнительный анализ моделей эпидемии и клеточного автомата при моделировании распространения информации в социальных сетях / Д. К. Горковенко // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2017. – Т. 10, № 3. – С. 103–112.
6. Iamnitchi A. Modeling information diffusion in social media: data-driven observations / Adriana Iamnitchi, Lawrence O. Hall, Sameera Horawalavithana, Frederick Mubang, Kin Wai Ng and John Skvoretz // Front. Big Data. – 2023. – Vol. 6. – 19 p.
7. Butts D. J. Mathematical modeling of disinformation and effectiveness of mitigation policies / D. J. Butts, S. A. Bollman, M. S. Murillo // Scientific Reports. – 2023. – Vol. 13, art. 18735. – 12 p. DOI: 10.1038/s41598-023-45710-2.
8. Ng L. H. X. BotSim: Mitigating the Formation of Conspiratorial Societies with Useful Bots / L. H. X. Ng, K. M. Carley // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2026. – Vol. 29, № 1, art. 4. – 21 p. DOI: 10.18564/jasss.5881.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Пономарева Виолетта Владимировна

Студент

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

Россия, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д.67, лит. А

E-mail: vita.ponomareva.2020@mail.ru

Андронов Сергей Александрович

Канд. техн. наук, доцент

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

Россия, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д.67, лит. А

E-mail: andronov_00@mail.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Ponomareva Violetta Vladimirovna

Student

Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

67, Bolshaya Morskaya str., Saint-Petersburg, 190000, Russia

E-mail: vita.ponomareva.2020@mail.ru

Andronov Sergey Alexandrovich

PhD. tech. Sciences, associate Professor

Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

67, Bolshaya Morskaya str., Saint-Petersburg, 190000, Russia

E-mail: andronov_00@mail.ru

Дата поступления: 10.04.2026

Дата принятия: 12.04.2026