

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

ИНСТИТУТ НАУЧНОЙ ИНФОРМАЦИИ ПО ОБЩЕСТВЕННЫМ НАУКАМ
РОССИЙСКАЯ АССОЦИАЦИЯ ПОЛИТИЧЕСКОЙ НАУКИ

Политическая
наука 1
2021

POLITICAL SCIENCE (RU)

Москва
2021

ТЕМА НОМЕРА:
МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ
В ПОЛИТИЧЕСКОЙ НАУКЕ

СОДЕРЖАНИЕ

Представляем номер	9
--------------------------	---

СОСТОЯНИЕ ДИСЦИПЛИНЫ

<i>Ахременко А.С., Петров А.П., Жеглов С.А.</i> Как информационно-коммуникационные технологии меняют тренды в моделировании политических процессов: к агентному подходу	12
<i>Стукал Д.К., Беленков В.Е., Филиппов И.Б.</i> Методы наук о данных в политических исследованиях: анализ протестной активности в социальных сетях	46
<i>Семенов А.В.</i> Анализ временных рядов в политической науке: возможности и ограничения	76
<i>Седаишов Е.А.</i> Методы каузального анализа в современной политической науке	98

КОНТЕКСТ

<i>Подшибякина Т.А.</i> Модель миграции периферийных идеологических концептов: возможности системно- динамического анализа	116
<i>Харитонова О.Г.</i> Количественный анализ политических режимов в странах Арабского Востока: миссия невыполнима?	135

СОСТОЯНИЕ ДИСЦИПЛИНЫ

А.С. АХРЕМЕНКО, А.П. ПЕТРОВ, С.А. ЖЕГЛОВ *

КАК ИНФОРМАЦИОННО-КОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ МЕНЯЮТ ТРЕНДЫ В МОДЕЛИРОВАНИИ ПОЛИТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ: К АГЕНТНОМУ ПОДХОДУ¹

Аннотация. Развитие информационно-коммуникационных технологий и вычислительной техники приводит к расширению инструментария для моделирования политических процессов. Если в предыдущие десятилетия математические модели разрабатывались в основном в теоретико-игровой постановке, то сегодня появляется все большее количество работ, реализующих агентное (агентно-ориентированное, agent-based) моделирование. Этот тренд вполне закономерен. Произошли изменения в политическом участии и в формах коллективного взаимодействия индивидов и групп, индуцированных цифровыми технологиями. Исследователями разработаны теоретические подходы к проблематике политиче-

* **Ахременко Андрей Сергеевич**, доктор политических наук, профессор факультета социальных наук, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Москва, Россия), e-mail: aakhremenko@hse.ru ; **Петров Александр Пхоун Чжо**, доктор физико-математических наук, ведущий научный сотрудник, Институт прикладной математики имени М.В. Келдыша РАН (Москва, Россия), e-mail: petrov.alexander.p@yandex.ru ; **Жеглов Сергей Александрович**, аспирант, Аспирантская школа по политическим наукам, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Москва, Россия), e-mail: s_zheglov@mail.ru

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 20-18-00274), Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики».

ского участия, делающие акцент на формах сетевого взаимодействия и реализующих логику bottom-up, обосновывающую макросвойства системы из характеристик и взаимодействия отдельных агентов. Тем самым сформировались теоретические основы для агентного подхода к моделированию, который принимает наиболее многообещающую форму в сетевом дизайне. Этот подход, однако, потребовал более сложного, чем принято в господствующей ранее теоретико-игровой парадигме, описания мотивации индивидов в плане принятия решений об участии. Один из ключевых моментов состоит в том, что мотивация оказывается увязанной с сетевым положением агентов ввиду того, что индивид ориентируется на совершенные ранее действия своих соседей по сети. Таким образом, течение политического процесса определяется не только свойствами и решениями его участников, но также типом связывающей их сетевой архитектуры. В изучении моделей такого типа особую роль играет вычислительный эксперимент, в рамках которого варьируются параметры модели. Рассматриваются две основные стратегии такого эксперимента: поиск по решетке и метод Монте-Карло. Перспективы агентного моделирования в сетевом дизайне включают в себя исследование динамики политических процессов с учетом структур доверия и социального капитала, а также ресурсов и механизмов коллективного действия.

Ключевые слова: агентный подход; агентно-ориентированное моделирование; социальные сети; сетевая архитектура; динамика политических процессов; политическое участие; вычислительный эксперимент.

Для цитирования: Ахременко А.С., Петров А.П., Жеглов С.А. Как информационно-коммуникационные технологии меняют тренды в моделировании политических процессов: к агентному подходу // Политическая наука. – 2021. – № 1. – С. 12–45. – DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2021.01.01>

Введение

На протяжении многих лет ключевой – если не единственной – парадигмой построения моделей в политической науке была теория игр. Она и сейчас в существенной мере остается «мейнстримом», причем в некоторых областях – к примеру, в политической экономии – ее господство является практически безраздельным. Но буквально в самые последние годы мы становимся свидетелями (а иногда и участниками) если не тектонических, то весьма ощутимых сдвигов исследовательских предпочтений в пользу другого подхода – численного моделирования. Одним из знаковых событий в этом ряду стало появление в ведущем политологическом журнале *American Journal of Political Science* программной статьи одного из лидеров этого направления Д. Зигеля [Siegel, 2018] «Анализируя численные модели». В ней показано, что как по надежности результатов и вы-

водов, так и по возможностям построения и развития политической теории численные модели как минимум не уступают теоретико-игровым. В этой работе мы покажем, кроме того, что одно из течений в численном моделировании – агентный подход с использованием сетевой методологии – в очень значительной мере отвечает тем трендам, вызовам и проблемам, которые несет с собой один из наиболее фундаментальных процессов современного мира – процесс развития информационно-коммуникационных технологий.

Во-первых, развитие Интернета и социальных медиа¹ расширило само предметное поле политической науки, сфокусировало внимание на изменениях в политическом поведении и в формах коллективного взаимодействия индивидов и групп, индуцированных цифровыми технологиями. Ответом стали не только новые исследовательские вопросы и гипотезы, но и новые концепции. Например, ставшая широко распространенной в последние годы теория «связующего действия» (connective action theory) Л. Беннета и А. Сегерберга [Bennett, Segerberg, 2013] объясняет, за счет чего горизонтально расположенные, «рыхлые» конгломераты индивидуальных цифровых микросетей могут успешно решать задачи коллективной – в том числе протестной – мобилизации, позволяющей им нередко конкурировать с вертикально организованными бюрократическими структурами [Bennett, Segerberg, Walker, 2014]. Другое широкое направление исследований концентрируется на феномене политической поляризации в социальных медиа [Social media, political polarization ..., 2018; Bakshy, Messing, Adamic, 2015; Ideological and temporal components ..., 2015]. Для его объяснения привлекаются, в частности, такие особые – и вновь сугубо сетевые по своей природе явления, как эхо-камеры (echo chambers), – однородные по политическим взглядам и замкнутые «сами на себя» сетевые сообщества [Tweeting from left to right ..., 2015]. В этой статье мы попытаемся показать, что одним из наиболее эффективных инструментов изучения такого рода явлений и эффектов становится современная версия агентно-ориентированного моделирования (agent-based modeling, ABM) с ее

¹ В русском языке принято называть социальные медиа типа Facebook, Twitter или Вконтакте «социальными сетями». В методологическом тексте это порождает значительную путаницу, потому что понятие «социальная сеть» значительно шире и включает в себя не только виртуальные, но и вполне «физические» контакты индивида. Поэтому здесь мы будем следовать англоязычной традиции и называть виртуальные сети «социальными медиа» (social media).

опорой на сети децентрализованных элементов, взаимодействующих в рамках определенных правил принятия решений.

Во-вторых, с развитием сетевых коммуникаций политологи получили в свое распоряжение огромный объем качественно новых эмпирических данных об индивидуальном поведении людей. Принципиальным преимуществом таких данных является то, что они возникают в ходе естественного поведения (в отличие от опросных или экспериментальных техник). Обратная же сторона – гигантские объемы этой информации и зачастую ее сложная сетевая структура, делающие затруднительным или даже невозможным использование традиционных для общественных наук методов исследования. На помощь здесь приходят, с одной стороны, успехи компьютерных наук в таких областях, как обработка естественного языка, компьютерное зрение, сетевой анализ, подкрепленные огромным прогрессом в области анализа больших данных. Но такого рода инструменты работают эффективно только тогда, когда имеется понимание, какие именно закономерности, структуры, паттерны следует искать в эмпирических массивах. Одной из стратегий решения этой проблемы как раз и является моделирование. Но для больших данных сетевого типа все более остро ощущаются ограничения традиционных аналитических методов, основанных, прежде всего, на теории игр. Возможность получения общих решений достигается за счет крайне сильных упрощений, уровень которых становится все менее приемлемым. И вновь перспективной альтернативой здесь становится развитие численного моделирования на базе АВМ, делающего акцент не на аналитических решениях, а на тщательно продуманном вычислительном эксперименте.

Постановка численного эксперимента, сопоставимого по обоснованности выводов с аналитическими решениями теории игр, стала возможной во многом за счет огромного увеличения вычислительных возможностей компьютеров, которыми пользуются рядовые исследователи. Одновременно появился ряд новейших программ численного моделирования, «дружественных» по отношению к ученым, не имеющим специальной подготовки в области программирования¹. Параллельно им – и часто на их базе – возни-

¹ Особо отметим программу агентно-ориентированного моделирования, созданную У. Виленски [Wilensky, Rand, 2015]. – NetLogo. – Mode of access: <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/> (accessed: 22.10.2020).

кают «цифровые площадки» обмена опытом и конкретными разработками между исследователями. Долгое время сама по себе «высокая технологичность» используемых методов, сложность математического, статистического, программного обеспечения таких исследований делала «стоимость входа» в эту сферу научных разработок чрезмерно высокой для большинства. Сейчас ситуация существенно меняется.

Наконец, эволюция методологии АВМ резонирует с текущими трендами в развитии общественных наук и в еще одном отношении. В последние годы все больше внимания уделяется более многофакторным и нюансированным – по сравнению с традиционными «рационально-максимизирующими» – механизмам принятия индивидуальных решений (см., напр.: [Van Stekelenburg, Klander-mans, 2013; Ayanian, Tausch, 2016]) с выделением психологических и эмоциональных аспектов. В течение десятилетий описание поведения индивидов генерировалось в основном экономической наукой, породившей такие понятия, как «репрезентативный потребитель» или «репрезентативное домохозяйство». Политическая наука, в этой части «плывущая в фарватере» экономистов, произвела на свет «репрезентативного избирателя» и «репрезентативного протестующего». В рамках этого подхода предполагалось, что некий усредненный поведенческий паттерн может репрезентировать поведение всего класса индивидов в целом. Решение, принимаемое репрезентативным домохозяйством, представляло решения всех домохозяйств; предпочтения медианного избирателя – всю совокупность избирателей. Макроскопические свойства, характеризующие систему в целом, выводились из решений такого усредненного агента: например, равновесная цена – из его готовности совершить покупку по той или иной цене. К таким выводам, как правило, приходят посредством методов математического анализа.

Развитие вычислительных инструментов моделирования позволяет рассматривать принятие решения каждым отдельным агентом. Причем агенты – как и реальные люди – могут различаться не только по своим свойствам, влияющим на принимаемые решения, но и обладать разными механизмами принятия решений. Это открывает большие возможности для приближения модельных результатов к эмпирически наблюдаемым. Кроме того, значительно обогащаются инструменты рассмотрения динамических аспектов поведения. Действительно, если агенты принимают решения само-

стоятельно, то каждый из них может принять положительное решение (присоединиться ли к революции, совершить ли покупку) в различное время; следовательно, каждый следующий агент может учесть действия предыдущих. Удобный образ – это волна принятия решений, проходящая по сети агентов.

В этой статье мы проанализируем ключевые сюжеты, намеченные во введении. Сначала мы рассмотрим фундаментальные особенности агентного моделирования в привязке к специфике исследований интернет-коммуникации индивидов и групп. Затем мы остановимся на основных аспектах развития сетевой методологии АВМ. Потом покажем базовые возможности современных численных экспериментов. В заключение мы обсудим ключевые проблемы и перспективы дальнейшего развития метода.

Агентный подход к моделированию

Сначала несколько слов о терминах. Наряду с понятием «агентный» в отечественной литературе также можно встретить «агентно-ориентированное моделирование»; в англоязычной литературе используются в основном термины «agent-based» и «multi-agent», также широко распространена аббревиатура АВМ. Как и в современной российской политике, слово «агент» содержит не относящиеся к делу коннотации. В действительности агенты в данном случае являются лишь множеством автономных элементов, взаимодействующих в рамках некоторого пространства по определенным правилам. В рамках моделирования для общественных наук агенты почти всегда представляют индивидов или семьи (домохозяйства), хотя встречаются и более высокие уровни агрегирования – организации (в том числе политические партии, см.: [Laver, Sergenti, 2011], регионы и даже страны [Cederman, 1997; Combining social network analysis ..., 2020].

Внутри одной модели могут присутствовать агенты нескольких типов. Например, в ставшей классической работе Д. Эпстайна [Epstein, 2002] по моделированию гражданского протеста наряду с обычными индивидами действуют агенты-полицейские, чьей функцией является арест и изоляция протестующих. В модификациях этой модели появляются дополнительные типы агентов – члены революционных организаций [Moro, 2016] или активисты

гражданских движений [Lemos, 2018]. Развитие Интернета приводит и к появлению принципиально новых типов – например, автоматизированных аккаунтов социальных медиа (в просторечье «ботов») [Beskow, Carley, 2019].

Наличие значительного (как правило, от десятков до тысяч) числа однотипных агентов порождает естественную для данного подхода возможность ввести различия между ними по некоторым заданным свойствам. Гетерогенность (*heterogeneity*) агентов по некоторому признаку является очень характерной для агентного моделирования – и одновременно уникальной для моделирования в целом чертой, позволяющей существенно приблизить модель к реальности. Для некоторых свойств индивидуальные значения определяются при инициализации модели (момент $t = 0$) и не меняются во времени в процессе симуляции. Так, в уже названной модели Д. Эпстина такими свойствами являются избегание риска (*risk aversion*) и уровень экономических и бытовых трудностей (*hardships*). Другими примерами являются степень обладания властью ресурсами [Dacremo, Benati, 2020], индивидуальные «идеальные точки» по вопросам повестки дня [Makowsky, Rubin, 2013], пороговые значения присоединения к протесту [*On the fate of protests ...*, 2020].

Как правило, такого рода переменные являются непрерывными либо на всем пространстве действительных чисел, либо – чаще – на каком-то заданном интервале. По расчетам исследователей [Mastroeni, Vellucci, Naldi, 2019], более чем в половине работ используется интервал от нуля до единицы $[0, 1]$, где 0 соответствует минимальной выраженности признака, 1 – максимальной. Определение конкретных значений свойств агентов происходит на основе какого-то явно определенного закона распределения, обычно нормального или равномерного, хотя встречаются и распределения с «толстыми хвостами» (степенное, экспоненциальное). Исследователь обоснованно фиксирует параметры распределения (например, математическое ожидание и стандартное отклонение для нормального закона), далее работает специальный алгоритм (так называемый генератор псевдослучайных чисел).

Особым типом свойств агентов являются так называемые переменные состояния (*state variables*), динамика значений которых в значительной мере определяет специфику агентного моделирования.

Во-первых, переменные состояния всегда фиксируют центральное с содержательной точки зрения свойство агентов, являющееся фокусом исследования в данной конкретной модели. Например, агенты могут в каждый конкретный момент времени выбирать между состояниями «спокойствия» и «бунта» [Epstein, 2002; Siegel, 2011], занимать позицию на шкале поддержки власти [Dacremo, Benatti, 2020], транслировать или не транслировать некоторое сообщение в социальной сети [The contagion effects ..., 2018], менять положение в пространстве политических ориентаций [Laver, Sergenti, 2011], раскрывать или не раскрывать истинные политические предпочтения [Are social bots a real threat ..., 2019] и т.д. Как видно из приведенных примеров, среди таких переменных все чаще встречаются бинарные – принимающие одно из двух дискретных значений.

Во-вторых, значение переменной состояния зависит не только от остальных свойств агента в данный или предшествующий момент времени, но и от состояний других агентов, – как правило, той части всего их множества, которые связаны с данным агентом пространственной близостью или отношением сетевой связи. Так, выбор между состояниями «бунта» и «спокойствия» в модели Эпстайна определяется как внутренними характеристиками агента (избегание риска и личные трудности), так и состояниями других агентов: локальным соотношением представителей полиции и бунтующих граждан. Последнее задает вероятность быть арестованным при переходе к активному протесту и входит в алгоритм принятия решения в качестве «рисковой» составляющей. В моделях социальной сегрегации (Schelling, 1978; Wilensky, Rand, 2015; Laver, 2020] решение индивида о том, менять ли место жительства или оставаться на месте, зависит от того, какая доля агентов того же типа (напр., той же расы, социального статуса и т.п.) находится в его непосредственном окружении.

Хороший пример того, как это работает более конкретно, представлен в модели эффективности репрессий Д. Зигеля [Siegel, 2011]. В ней индивид принимает решение об участии или неучастии в протестной акции (переменная состояния) на основе своей обобщенной внутренней мотивации (*net internal motivation*) и внешней мотивации (*external motivation*), определяемой локальным уровнем протестной активности. Индивиды гетерогенны по своей внутренней мотивации D_i , значения которой полагаются постоян-

ными во времени¹ и извлекаются при инициализации модели из нормального закона распределения. Гетерогенность по внешней мотивации, напротив, задается динамически изменяющейся долей протестующих в сетевом окружении индивидов (*local protest rate lpr_{i,t}*); чувствительность индивида к поведению социального окружения определяется параметром $\lambda \in [0, 1]$: $c_{i,t+1} = \lambda c_{i,t} - (1 - \lambda)(1 - lpr_{i,t})$. Решение об участии в протесте принимается индивидом лишь в том случае, если полная мотивация индивида превышает нулевой порог: $b_i + c_{i,t} > 0$.

Отметим две важнейших особенности поведения агентов, которые иллюстрируются примерами выше – *автономность* и *локальность взаимодействий*. В моделях отсутствует централизованный иерархический контроль индивидуального поведения, каждый агент «принимает решения» – определяет значение переменной состояния – самостоятельно, исходя из собственных характеристик и информации о свойствах и действиях других агентов. При этом, как правило, обмен информацией происходит *локально* – в рамках определенной части геометрического пространства (например, между агентами, расположенными физически рядом друг с другом) или сегмента сети (между агентами, связанными ребрами или дугами²).

Соответственно, агентно-ориентированные модели основаны на «восходящей» логике (*bottom-up*), или логике микрооснования (*microfoundation*). Глобальное поведение системы «вырастает» из взаимодействий на микроуровне – взаимодействий отдельных агентов. Таким образом, агентно-ориентированное моделирование фокусируется на так называемых *эмержентных* свойствах моделируемых процессов, т.е. макроскопических свойствах, которые не атрибутированы каждому отдельному элементу системы, но «вырастают» из их совокупного и взаимозависимого поведения [Bona-beau, 2002]. Наряду с понятием эмерджентности в близком значении используется понятие *сложности* (и здесь английский язык

¹ Индекс i нумерует агентов; запись b_i означает, что каждый из агентов $i = (1, 2, \dots, N)$ обладает определенным значением свойства b . Например, запись $b_3 = 5$ говорит о том, что у третьего агента значение свойства b составляет 5. Индекс t обозначает моменты времени; его отсутствие показывает, что свойство не меняется во времени.

² В теории графов упорядоченная пара вершин (когда важно направление связи) называется дугой, неупорядоченная – ребром.

лучше подчеркивает разницу между complexity как эмерджентной сложности и complication как «многосоставной» сложности, см. подробнее: [Miller, Page, 2009, р. 9–31]). Не случайно агентное моделирование является одним из ключевых направлений современных исследований сложных систем, complexity studies.

А наиболее интересные и активно изучаемые в политологии феномены коммуникации в социальных сетях как раз и представляют собой, в огромной мере, эмерджентные эффекты. Таковым, например, является формирование уже упомянутых нами эхокамер: фактически речь идет о процессе перестройки сети коммуникации с появлением в ней наборов плотных, сильно связанных кластеров идентично близких пользователей, причем этот феномен возникает самопроизвольно как равнодействующая поведения отдельных индивидов. В сочетании с другим центральным для современной политологии (и также эмерджентным) объектом изучения – идеологической поляризацией он порождает особый феномен «кибербалканизации» (cyberbalkanization). И агентный подход уже продемонстрировал возможности успешного моделирования такого рода явлений [Chan, Fu, 2018].

Другой важнейший феномен, привлекающий пристальное внимание исследователей, – горизонтальная самоорганизация граждан посредством социальных медиа, особенно в условиях противодействия со стороны централизованного контроля властями традиционных СМИ. И здесь агентный подход – и, на наш взгляд, только он – позволяет строить адекватные модели и проводить информативные численные эксперименты. Так, в модели [The contagion effects ..., 2018] агенты-граждане получают информационные сигналы от своих соседей и, по достижении определенных порогов (по которым они гетерогенны), ретранслируют его обратно окружающим. Дизайн модели устроен таким образом, что при определенных условиях в системе возникают глобальные корреляции: самопроизвольная синхронизация активаций отдельных пользователей.

Наконец, в контексте горизонтальной сетевой самоорганизации особый интерес вызывает трансформация феномена политического лидерства, которое, разумеется, никуда не исчезло с распространением электронных коммуникаций. Однако в сетевой среде лидерство в большей степени связано с конкуренцией за внимание и поддержку пользователей, а не с директивной трансляцией сторонникам политических позиций и образцов поведения. Традици-

онные инструменты моделирования, нередко рассматривающие действия сторонников как функцию действий лидеров, здесь перестают работать. В данный момент первые экспериментальные результаты модельного исследования сетевого лидерства получены нашей командой [Filippov, Yureskul, Petrov, 2020].

Интеграция АВМ с сетевым подходом

Названные выше простые принципы агентного подхода, заложенные еще в «классическую» эпоху его развития (1990-е), недостаточны для моделирования сложных динамических процессов. Ключевая новация последнего десятилетия состоит в тесной интеграции АВМ с сетевым подходом и сетевым анализом. Агентский подход предоставляет руководящие принципы для моделирования взаимодействий агентов в рамках заданной (и нередко эволюционирующей во времени) системы связей; сетевой анализ дает инструментарий для интерпретации полученных результатов вычислительных экспериментов.

Изначально и вплоть до примерно 2010 г. агенты взаимодействовали почти исключительно в геометрическом пространстве. Его можно представить как двумерное клеточное поле, где все или некоторые клетки «заполняют» агенты одного или разных типов. На экране компьютера обычно такое пространство отображается как имеющее границы – разбитый на клетки квадрат или прямоугольник. Однако в последнее десятилетие исследователи все чаще делают выбор в пользу сетевого пространства, где агенты представляют собой вершины (узлы) некоторого графа, а обмен информацией идет через соединяющие их связи – дуги или ребра. Рассмотрим этот вопрос несколько более детально, тем более что ряд исследователей (напр.: [Combining social network analysis ..., 2020]) выделяют структурный («сетецентричный», network-centric) подход как самостоятельную парадигму построения и анализа агентных моделей.

Вначале кратко рассмотрим две количественные меры в рамках сетевой методологии, ключевые для понимания современного прогресса в этой области, а также сопутствующие понятия. Это коэффициент кластеризации (clustering coefficient) и средняя длина пути (average path length). *Коэффициент кластеризации*

($[(CC)]_{\downarrow v}$) данной вершины v измеряет, насколько хорошо связаны между собой ее *соседи*. Под соседями мы будем здесь понимать смежные вершины – вершины, с которыми данная соединена ребрами. Коэффициент кластеризации принимает значения от нуля, когда связи между соседями отсутствуют, до единицы, когда каждый сосед связан с каждым, $0 \leq CC_v \leq 1$. Он рассчитывается¹ по формуле

$$CC_v = \frac{2N_v}{k_v(k_v - 1)},$$

где N_v – число связей между соседями v , а k_v – степень вершины (число ребер, присоединенных к v и, соответственно, число ее соседей). Идея этой формулы проста: она показывает отношение количества реально существующих связей между соседями к их потенциально возможному числу. На рис. 1 а у вершины A четыре соседа (выделены серым), между ними имеется три связи (соответствующие ребра выделены полужирным). По формуле получаем $CC_A = \frac{(2 \times 3)}{(4 \times 3)} = \frac{6}{12} = 0.5$. Действительно, при трех имеющихся ребрах до полной связи не хватает еще трех (на рисунке 1 а «недостающие» ребра показаны пунктиром).

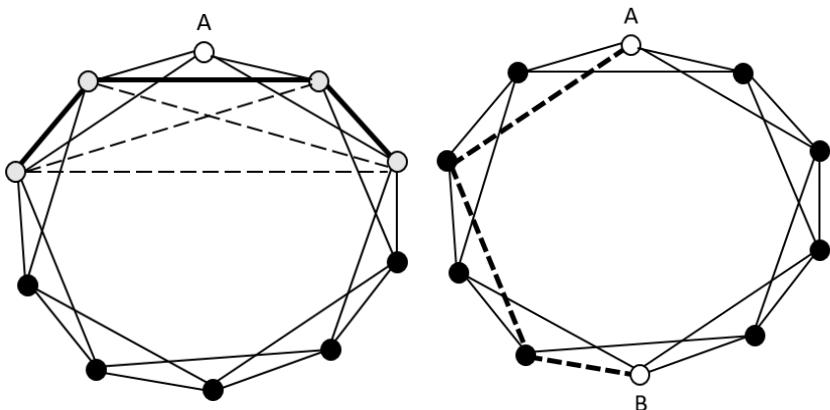


Рис. 1 а.
К расчету коэффициента
кластеризации

Рис. 1 б.
К расчету средней длины
пути

¹ Для неориентированного графа.

Средний коэффициент кластеризации характеризует сеть в целом и рассчитывается как среднее арифметическое коэффициентов отдельных вершин. На рис. 1 а приведен пример *регулярного графа*, у которого степени всех вершин одинаковы и для каждой коэффициент кластеризации равен 0,5. Соответственно, и средний коэффициент кластеризации составляет то же значение. Таким образом, для регулярных графов, независимо от числа вершин, характерны высокие значения коэффициентов кластеризации.

Средняя длина пути является мерой интегрированности (целостности) сети; она показывает, образно говоря, сколько «шагов» понадобится в среднем для того, чтобы «добраться» от одного ее произвольного элемента до другого. Для ее расчета для каждой пары вершин вычисляется кратчайший путь – минимальное число ребер, их соединяющих. Например, на рис. 1 б кратчайший путь между вершинами *A* и *B* (один из которых показан пунктирными линиями) равен трем. Здесь мы не будем приводить все расчеты; в данном случае средняя длина пути невелика и составляет примерно 1,67. Однако эта ситуация будет кардинально меняться с увеличением числа вершин; для более реалистичной сети из 100 элементов средняя длина пути составит около 13. В целом для регулярных графов характерны большие длины путей (это легко понять, представив себе кольцо, аналогичное по структуре рис. 1 б, но состоящее из 100 вершин; чтобы дойти до противоположного края кольца, понадобится много шагов).

Перейдем от модельного примера регулярного графа к тем сетевым топологиям, которые практически используются в построении вычислительных моделей в социальных науках. Наиболее простая из них – *случайная сеть Эрдёша – Рены* [Erdős, Rényi, 1959; Stocker, Green, Newth, 2001]. Ключевая ее особенность состоит в том, что вероятность *p* включения каждого из всех возможных ребер в конкретный граф одинакова и не зависит от других ребер. Например, для графа с четырьмя вершинами всего возможно шесть ребер; это легко посчитать по формуле $n(n - 1)/2$, где *n* – число вершин. Каждая из них имеет одинаковую вероятность (например, *p* = ½) попасть в итоговый граф. При генерации графа параметр *p* регулируется исследователем и, как нетрудно

заметить, дает возможность определить плотность¹ сети: чем больше вероятность каждого из возможных ребер попасть в данный граф, тем больше связей в нем окажется в итоге. Случайные сети характеризуются низкими уровнями кластеризации (для сети из 100 вершин типичное значение составит порядка 0,05) одновременно с короткими средними длинами путей (порядка 3,5). По этим двум параметрам случайные сети – «антиноподы» регулярных графов.

Будучи очень простым и удобным практическим инструментом включения сетей в вычислительные модели, топология Эрдёша – Ренни тем не менее не лучшим образом отвечает на крайне существенный содержательный вопрос. А так ли – совершенно случайно и независимо друг от друга – образуются сети связей в реальной или виртуальной социальной жизни? Другими словами, соответствуют ли свойства таких сетей – уровень кластеризации и средняя длина пути – эмпирическим данным? Революционное исследование на эту тему было опубликовано Д. Уоттсом и С. Строгатцем в журнале *Nature* в 1998 г. [Watts, Strogatz, 1998]. Они показали, что случайные сети драматически (до нескольких порядков) занижают уровень кластеризации для многих категорий реальных сетей. Парадоксальным образом «искусственные» регулярные сети по этому показателю значительно ближе к действительности. Вообще говоря, это вполне закономерно: большинство людей окружено достаточно плотными кластерами социальных связей, в которых многие наши знакомые одновременно знакомы между собой.

При этом случайные сети неплохо приближают реальность с точки зрения средней длины пути, которая оказывается на удивление короткой. Этот феномен, отразившийся в поговорке «мир тесен» (“it is a small world”), стал научным фактом еще в 1967 г. благодаря одному из знаменитых экспериментов С. Милграма [Milgram, 1967]. Он установил, что требуется в среднем всего пять промежуточных звеньев (и, соответственно, шесть связей), чтобы передать сообщение между незнакомыми людьми, принадлежащими к совершенно разным социальным и географическим сообществам (в оригинальном исследовании – фермерами из Небраски

¹ Плотность графа – отношение числа ребер к максимально возможному числу ребер.

и биржевым маклером в Бостоне). Это открытие получило широкую известность как «теория шести рукопожатий».

Итак, регулярные графы хорошо соответствуют эмпирическим данным в части уровня кластеризации, а случайные – в части средней длины пути. Все те же Д. Уоттс и С. Строгатц [Watts, Strogatz, 1998] предложили практический алгоритм создания новой сетевой архитектуры, удовлетворяющей этим свойствам. Неудивительно, что она получила название «тесный мир» (small-world).

Этот алгоритм стартует с регулярной структуры – кольца, аналогичного изображенному на рис. 1, что позволяет задать нужный уровень кластеризации. Он определяется специальным параметром k_v – тем же самым, что в формуле для регулярного графа (степень вершины). Он назначает, напомним, число соседей каждой вершины. На следующем шаге в эту регулярную структуру добавляется стохастический компонент, характерный уже для случайной сети. Это определяемая исследователем «вероятность переприсоединения» (rewiring probability) – вероятность, с которой каждое данное ребро может быть «откреплено» от исходного узла и присоединено к другому, случайно выбранному узлу. В большинстве случаев в результате такой операции будет удалена «близкая» связь (с непосредственным или близлежащим соседом), и на ее месте возникнет « дальняя» связь. Это показано на рис. 2 для вероятности переприсоединения, равной 0,2.

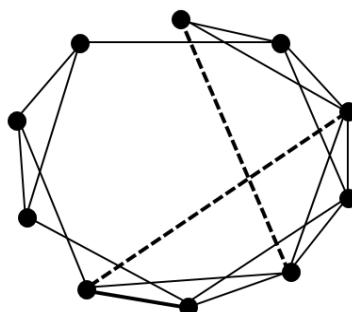


Рис. 2.
Построение топологии «small-world»

Регулируя два названных выше параметра, исследователь может подобрать оптимальную модель архитектуры, соответствующую эмпирическим характеристикам той сети, которая является объектом исследования. По существу, подбирается комбинация из двух «кантиподов» – максимально упорядоченной структуры регулярного графа и совершенно случайного распределения связей в топологии Эрдёша – Ренни. На сегодняшний день алгоритм «мир тесен» Уоттса – Строгатца остается ключевым инструментом численного моделирования «физических» (оффлайновых) социальных связей.

Однако бурное развитие социальных медиа и онлайн-коммуникаций ставит под сомнение адекватность разработанных алгоритмов реальной картине социальных связей. Эмпирически показано [Which models are used in social simulation ..., 2015], что пользователи социальных медиа характеризуются огромной неравномерностью в числе сетевых связей (подписок, друзей и пр.). Другими словами, *распределение степеней вершин* (degree distribution) в графе становится важной содержательной характеристикой системы взаимодействия. Она описывается так называемым степенным законом (power law), $f(x) = ax^{-k}$. В рамках более привычного нормального закона, где движение от центра распределения в сторону больших отклонений характеризуется экспоненциальным убыванием плотности вероятности, было бы почти невозможным наличие у значительного числа пользователей (политиков, попзвезд, ведущих блогеров) таких армий подписчиков, которые по своей численности на несколько порядков превосходят среднее число подписчиков в сети. Степенной закон предсказывает гораздо большую вероятность таких сильных отклонений, поэтому его часто называют распределением «с толстым хвостом» (fat-tailed distribution, см. рис. 3).

Кроме того, в социальных медиа гораздо большую роль играет динамическая составляющая: в отличие от традиционных социальных связей, где изменения сравнительно редки, здесь происходит постоянный процесс добавления или (реже) удаления контактов.

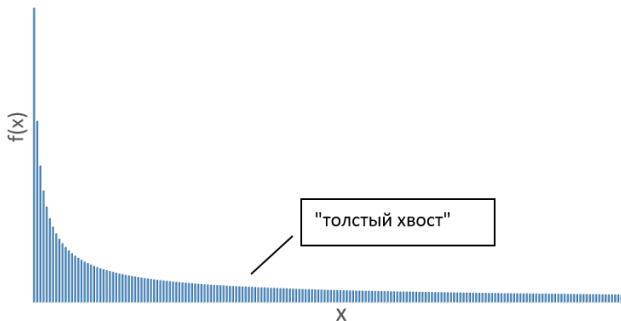


Рис. 3.

Пример распределения с «толстым хвостом»

Эти две взаимосвязанные особенности были одновременно учтены в алгоритме *предпочтительного присоединения* (preferential attachment), созданном А.-Л. Барабаши и Р. Альберт [Barabási, Albert, 1999; Barabási, Albert, Jeong, 2000]. В его основе лежит принцип «богатые становятся богаче» (the rich get richer): вероятность присоединения к вершине новой связи зависит от того, сколько ребер уже присоединено к данной вершине. Этот принцип и обеспечивает соответствие распределения степеней вершин степенному закону. Для политической науки последнее особенно важно в контексте исследования проблем лидерства.

В типовом алгоритме сеть строится пошаговым образом, начиная с одного ребра, соединяющего две вершины, A и B . На первом шаге третья вершина C присоединяется к одной из них с вероятностью $1/2$. На втором шаге (рис. 4 а) вершина D может присоединиться к A , у которой уже есть две связи, с вероятностью $1/2$, и к B и C с вероятностью по $1/4$ для каждой из них. Здесь важно подчеркнуть, что это случайный процесс, новые узлы не «обречены» присоединяться к вершинам с большим числом связей, иначе все ребра оказались бы замкнуты на одну вершину. A «богаче» B и C по отдельности, но вероятность присоединения D к одной из «бедных» вершин так же велика ($1/4 + 1/4 = \frac{1}{2}$). В нашем примере D «выбирает» B . На третьем шаге новая вершина E может присоединиться к A и B , имеющих по две связи, с вероятностью $1/3$ для каждой и с вероятностью по $1/6$ для C и D (рис. 4 б). Теперь в нашем примере происходит выбор в пользу «богатой» A , которая

становится предпочтительным (но далеко не единственно возможным!) выбором для новой вершины F (рис. 4 в). Так продолжается до тех пор, пока в сети не возникнет нужное число вершин, – этот параметр задается исследователем; вторым управляющим параметром является показатель степени – k . В результате возникает архитектура, похожая на схематично изображенную на рисунке 4 г (хотя число вершин в современной численной модели будет намного больше: как правило, от одной до нескольких сотен). Ее отличительная особенность состоит в наличии нескольких «хабов» – вершин, «богатых» связями. Такая картина качественно соответствует степенному закону. Также важно, что при достаточно большом числе вершин коэффициент кластеризации и средняя длина пути приходят в соответствие с эмпирическими наблюдаемыми.

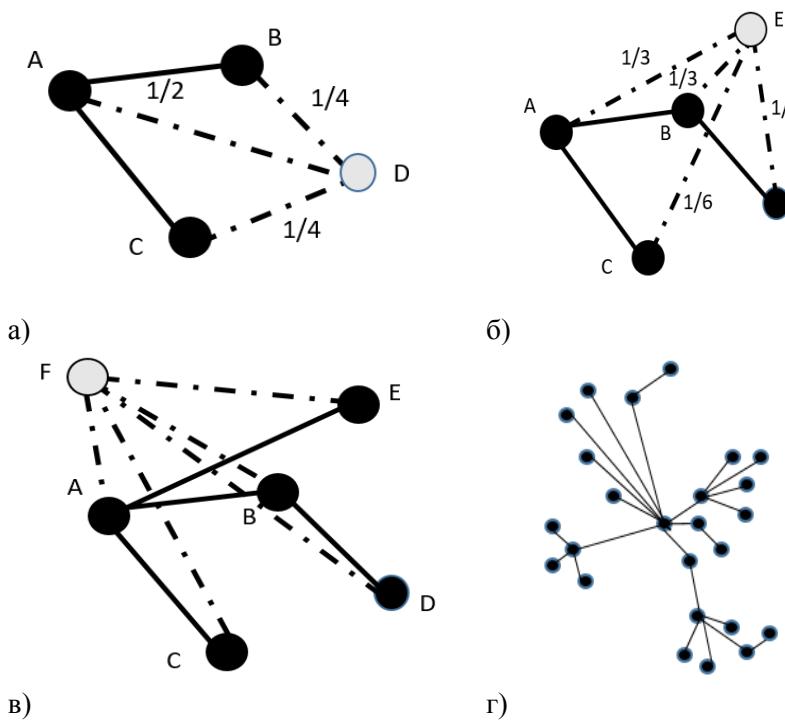


Рис. 4.
Построение топологии Барабаши – Альберт

Более сложные варианты алгоритма Барабаши – Альберт предполагают, что каждая новая вершина соединяется не с одной, а с m вершинами из существующих ранее, где m – некоторое заданное число; как правило, небольшое. Например, если $m=2$, то в ситуации на рис. 4 а вершина D должна «выбрать» для соединения не одну из трех, а две из трех. Случай $m=1$, подробно разобранный выше, характеризуется тем, что в графе не возникает ни одной триады; т.е. нет ни одной тройки индивидов, в которой каждый знает обоих других (другими словами, если у двух индивидов есть общий знакомый, то они не знакомы между собой), – см. рис. 4 г.

В этой работе мы для простоты и экономии места рассматриваем только ненаправленные (неориентированные) связи, когда ребра AB и BA представляют собой одно и то же ребро. Отметим, однако, что для моделирования онлайн-коммуникаций часто важной опцией является демонстрация направления связи. Например, для Твиттер-аккаунта Дональда Трампа характерно не просто большое число связей, но большое число входящих ребер – подписчиков (followers). Возможность построения направленных сетей очень хорошо реализована именно в алгоритме предпочтительного присоединения.

Важным свойством сетей Барабаши – Альберт является эндогенный характер (endogenous emerging) их построения; сеть не накладывается исследователем на агентов как жесткая внешняя структура (exogenous imposing), а эволюционирует во времени. К описанному выше типовому алгоритму можно добавить правила, которые позволяют «выращивать» внутри модели важные для современного этапа исследований сетевые эффекты. Так, кроме степени вершины, на вероятность появления новой связи между пользователями может влиять сходство их политических позиций. В этом случае мы получаем возможность наблюдать и исследовать процессы поляризации, формирования эхо-камер.

В целом современное состояние дел с применением сетевых архитектур в агентном моделировании можно резюмировать, пусть и с некоторым упрощением, следующим образом. Основным инструментом моделирования личных, офлайновых связей остается алгоритм «мир тесен» Уоттса – Стронгатца. Приоритетным методом симуляции социальных медиа является предпочтительное присоединение Барабаши – Альберт. Случайные сети Эрдёша – Реньи и, реже, регулярные графы используются для контроля

эффектов двух названных выше топологий. Одними из наиболее удачных примеров использования различных сетевых архитектур в АВМ-моделировании являются, с нашей точки зрения, [Siegel, 2011] и [The contagion effects ..., 2018].

Сетевая позиция индивида в модели соответствует его положению в реальной социальной структуре и играет большую роль в его «поведении» в рамках модельной динамики. Представим для примера, что в сети распространяются сообщения (мемы), и агент принимает решение об участии или неучастии в распространении этого сообщения. Одним из факторов, влияющих на принятие решения, является количество пользователей из числа друзей, уже участвующих в распространении. Так, модель [The dynamics of protest recruitment ..., 2011] характеризует каждого индивида определенным пороговым значением количества таких друзей. Именно некоторые агенты делают репост после первого знакомства с данным мемом; другим индивидам для репоста нужно первое знакомство с мемом через первого друга, и затем подкрепление в виде получения того же сообщения от другого друга. Кому-то для репоста нужно трехкратное получение мема, и так далее. Таким образом, локальная структура сети в окрестности данного пользователя влияет на принятие решения: чем больше у него друзей, поддерживающих мем (а значит, выражаемую мемом политическую позицию), тем более вероятно, что он тоже примет участие в его распространении.

Численный эксперимент

Важнейшей частью любого вычислительного моделирования, в том числе и основанного на агентном подходе, является численный эксперимент (*simulation, computational experiment*). Численный эксперимент заключается в проведении определенного, установленного исследователем числа симуляций модели в течение определенного числа тактов. Каждый такт представляет собой точку на дискретной временной шкале, отмеряющей время существования каждой симуляции.

Таким образом, каждый численный эксперимент базируется на множестве «запусков» одной и той же модели с систематической вариацией ее параметров и характеристик. Варьироваться

могут прямо устанавливаемые исследователем значения макроскопических свойств, характеризующих модель в целом. Так, в модели гражданского насилия Д. Эпстайна [Epstein, 2002] в системе имеется такой глобальный параметр – общий уровень легитимности власти, одинаковый для всех агентов. Могут меняться и более общие характеристики, такие, как сетевая архитектура. Кроме того, меняются те микросвойства агентов, которые определяются случайно при каждом перезапуске модели, что делает каждую симуляцию уникальной. При этом для соблюдения принципа воспроизводимости научного знания исследователи, как правило, инициализируют генератор псевдослучайных чисел на основе произвольно выбранного числа («random seed») [A common protocol ..., 2006], сохраняя заданный закон распределения. Это позволяет, имея уникальные результаты для каждого запуска модели, получать статистически идентичные результаты для большой серии таких запусков, позволяя другим исследователям в точности повторить эксперимент коллег.

Прежде чем описать две основные разновидности численного эксперимента, остановимся на целях, достижению которых он может служить. Численный эксперимент позволяет на основе результатов симуляций формировать гипотезы и / или уточнять те гипотезы, которые получены в ходе выстраивания теоретической рамки исследования благодаря возникающей возможности представлять их в более точном и эмпирически тестируемом виде [Laver, 2020]. В ходе численного эксперимента генерируются квазиданые, т.е. данные, полученные в результате симуляций, а не эмпирического сбора, к которым тем не менее могут быть применены те же инструменты анализа, что и к реальным данным. Соответственно, численные эксперименты позволяют корректировать первоначальные и выводить новые гипотезы, которые в дальнейшем и могут быть прямо протестированы на эмпирических данных.

Во-вторых, проведение численного эксперимента преследует и чисто технические задачи [Wilson, Collins, 2019]. К ним можно отнести проверку модели на устойчивость полученных результатов (так называемую робастность) и подбор латентных параметров, при которых процессы, происходящие в симуляции модели, адекватно отражают соответствующие реальные процессы. Практически всегда модель как математический или алгоритмический объект имеет ряд технических параметров, значения которых ис-

следователю неизвестны. Например, это могут быть параметры распределений, константы связей и др. Это вынуждает обратиться к численным экспериментам для подбора таких значений технических параметров, которые в наибольшей мере отвечают сущностным представлениям и знаниям об исследуемом явлении. После калибровки технических величин исследователи могут перейти к следующей волне численных экспериментов, направленных уже на другие – содержательные – цели.

Также в ходе численного эксперимента может быть произведено сравнение результатов симуляций нескольких моделей «микромира» [Wilson, Collins, 2019], в основу которых легли различные правила его существования, для выявления тех из них, которые более точно и адекватно отражают принципы реального мира.

Получив в свое распоряжение эмпирические данные и задавшись целью откалибровать на них модель, исследователь имеет все возможности перейти к конвергенции двух подходов: численного моделирования и эмпирического анализа [Moss, 2008]. Откалиброванная на эмпирических данных модель становится полноценным инструментом для анализа и прогнозирования процессов, событий и результатов реального мира.

Остановимся на двух основных стратегиях проведения численного эксперимента [Laver, 2020]. Первый из них носит название «поиска по решетке» или «скольжения по решетке» («grid search» или «grid sweep»). Его идея состоит в том, что задается некоторое множество значений одного или нескольких параметров модели, и для каждого уникального значения параметра или каждой уникальной комбинации значений параметров модель запускается n -ое количество раз (мы буквально движемся по решетке из бесконечного пространства комбинаций, останавливаясь только на заранее выбранных точках этого пространства). Например, имеются параметры x и y , каждый из которых принимает значения от 0 до 1. Определим шаг в 0,2 (для иллюстрации; в реальности был бы выбран гораздо меньший шаг). Тогда все комбинации (x, y) можно представить как узлы двумерной решетки, образованной этими параметрами. На рис. 5 показано несколько первых шагов процесса скольжения по решетке: (0, 0), (0, 0,2), (0, 0,4), (0, 0,6), (0, 0,8), (0, 1), (0,2, 0), (0,2, 0,2), (0,2, 0,4).

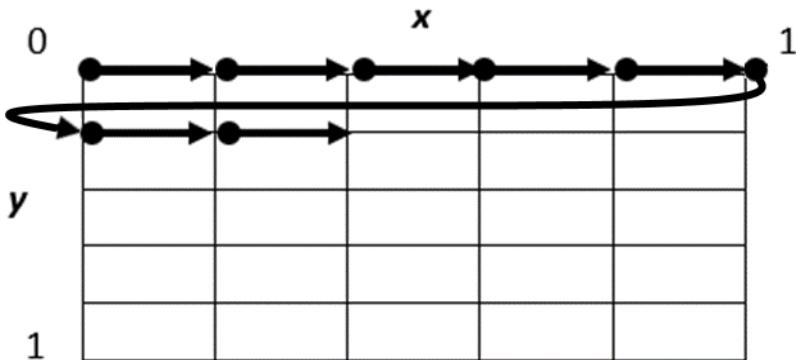


Рис. 5.
Схема эксперимента – «скольжение по решетке»

Каждый набор запусков модели с фиксированной комбинацией параметров называют прогоном (run), а каждый конкретный запуск модели – репетицией (repetition). В нашем примере каждый узел решетки определяет отдельный прогон. В каждом узле решетки производится, как правило, несколько репетиций: запусков модели с фиксированными значениями параметров, но разными случайными составляющими.

Наличие фиксированного шага, определяющего систематический характер «поиска по решетке», является одновременно и источником потенциальной уязвимости этого алгоритма. Возможен вариант, при котором важный паттерн поведения модели будет обусловлен такой комбинацией параметров, который окажется «между прутьями» решетки и, следовательно, не попадет в поле зрения экспериментатора.

Эту проблему решает второй ключевой алгоритм проведения численного эксперимента, который называют случайным поиском или методом Монте-Карло (random search и Monte Carlo). В отличие от «поиска по решетке», данный способ подразумевает не пошаговый, а случайный процесс перебора комбинаций параметров. Схематично движение алгоритма показано на рис. 6.

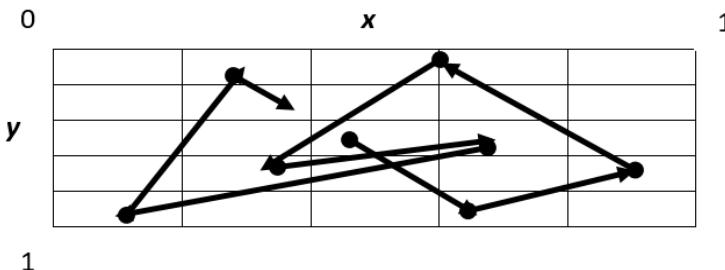


Рис. 6.
Схема эксперимента – метод Монте-Карло

Таким образом, в эксперимент могут попасть не только узлы решетки, но любые действительные числа в области значений параметров. Минус такого подхода заключается в большей вычислительной сложности: при прочих равных условиях Монте-Карло требует значительно большего числа итераций по сравнению с поиском по решетке. Это может стать серьезной проблемой, когда размерность пространства параметров существенно больше двух.

Более наглядно различия между двумя стратегиями мы продемонстрируем на примере численного эксперимента, проведенного на основе нашей модели [Akhremenko, Yureskul, Petrov, 2019]. Она призвана отразить динамику развития протестных кампаний и нацелена на выявление взаимосвязи между численностью протеста (целевая переменная) и рядом других параметров, основным из которых является уровень репрессий. В текущей версии данная модель обладает сетевой структурой. Каждый агент в модели в каждый момент времени выбирает между состояниями «участия» и «неучастия» в протесте на основе соотношения соответствующих мотивов, а также индивидуальной склонности к участию (уникальной и неизменной для каждого агента). Ключевая особенность модели¹ состоит в том, что уровень репрессий влияет одновременно и на стимулы к неучастию – через издержки протестующих, и на стимулы к участию – через эмоциональное отторжение насилистических действий со стороны властей.

¹ Математический дизайн модели изложен в оригинальной статье.

В результате каждого запуска модели, длина которого составляет 100 моментов времени, устанавливается равновесная доля протестующих от 0 до 1. На рис. 7 и 8 представлены реализации численного эксперимента в двух вариантах стратегий: поиск по решетке и метод Монте-Карло.

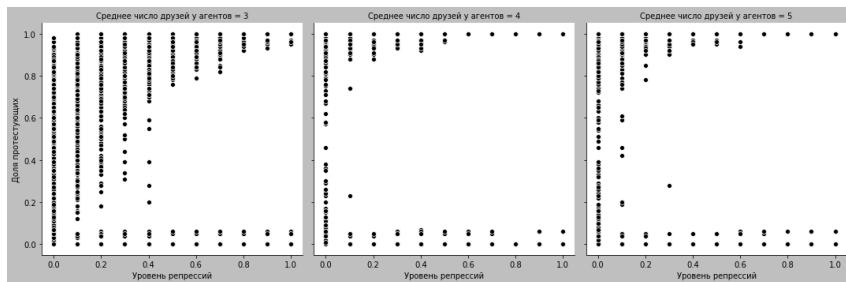


Рис. 7.
Пример численного эксперимента: поиск по решетке

В первом случае было проведено 33 прогона (перебиралось 11 уровней репрессий и три различных значения средней степени вершины в сети, т.е. «среднего числа друзей»), каждая из которых состояла из 1000 репетиций, т.е. суммарное число симуляций составило 33 000. Данное число было также установлено как необходимое число прогонов модели по методу Монте-Карло: значения уровня репрессий случайно выбирались из интервала от 0 до 1, а среднее число друзей из интервала от 3 до 5¹. Легко заметить, что методу поиска по решетке свойственно дискретное распределение перебираемых параметров, а для Монте-Карло – непрерывное.

¹ Вариация параметра среднего числа друзей неотличима для обоих вариантов стратегий численного эксперимента, поскольку данный параметр является целочисленным и оба раза определен на узком интервале значений.

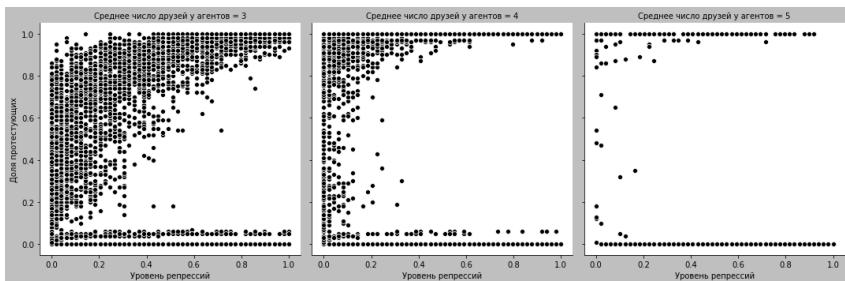


Рис. 8.

Пример численного эксперимента: стратегия Монте-Карло

Результаты экспериментов, представленные на рисунках выше, позволяют сделать три вывода. Во-первых, с повышением уровня репрессий увеличивается связанные с их применением неопределенность: высокий уровень насилия по отношению к протестующим приводит либо к полному подавлению протesta, либо к массовой мобилизации. Во-вторых, с ростом среднего количества друзей в сети, что отчасти отображает скорость распространения в ней информации, уменьшается пространство возможных исходов, т.е. усиливается влияние репрессий на неопределенность. И, наконец, легко обнаруживается качественное сходство двух стратегий численного эксперимента, что говорит о робастности полученных результатов.

Выбор в пользу той или иной стратегии численного эксперимента зависит от задач и удобства самого исследователя. Как мы можем убедиться, глядя на рисунки, случайный поиск дает нам более полную картину взаимосвязи между перебираемыми параметрами и целевой переменной, сильно уменьшая вероятность столкнуться со «слепым пятном». В то же время поиск по решетке предоставляет больше возможностей для анализа эксперимента, поскольку позволяет использовать в качестве единицы анализа не единичный запуск модели, результат которого может быть случаен, а прогон, состоящий из десятков, сотен и даже тысяч репетиций. Также метод поиска по решетке позволяет перебрать все возможные значения параметра, которые исследователь пожелает задать модели, что позволяет избежать симуляции модели с теми значениями параметров, которые ему покажутся избыточными.

Заключение

Выдвижение агентного подхода на передний план моделирования политических процессов выглядит вполне закономерным. Возросла роль сетевых взаимодействий и были разработаны соответствующие содержательные концепции, такие, как теория связующего действия. Многое стало известно о структуре сетей и сформировался Big Data – новый класс эмпирических данных, позволяющий изучать характеристики и действия немыслимого ранее количества отдельных агентов. Вместе с тем возросли вычислительные мощности, пришло новое поколение средств программирования. Когда сомкнулись новые предметные постановки, с одной стороны, и новые исследовательские инструменты – с другой, закономерно пришел новый тренд в моделировании политических процессов. Что дальше?

Назовем лишь некоторые перспективные направления развития АВМ-методологии на базе сетевого подхода, не раскрытие нами – в силу ограниченности объема статьи – выше. Из легко просматриваемых это более плотная связь разрабатываемых моделей с эмпирическими данными, сокращающая пространство для в той или иной степени произвольных допущений. И здесь на первый план выходят не только «традиционные» (опросные, статистический учет) и «новые» (большие данные социальных медиа) эмпирические массивы, но и данные лабораторных экспериментов [Wunder, Suri, Watts, 2013]. Из пока еще только намечающихся это, например, возможности соразвития с нейрокогнитивными науками [Epstein, 2014], переживающими сейчас стремительный подъем.

В заключение отметим, что потенциал интеграции агентного подхода с сетевыми методологиями отнюдь не ограничивается собственно исследованиями политических онлайн-коммуникаций, хотя это направление само по себе чрезвычайно многообещающее. Включенность индивида в систему социальных связей может отражать не только прямой обмен информацией, но и структуры доверия и социального капитала, ресурсы и механизмы коллективного действия [Combining social network analysis ..., 2020]. Сетевые агентные модели, таким образом, видятся в качестве одной из наиболее перспективных теоретических платформ разработки ключевых проблем современной политической науки.

Список литературы

- A common protocol for agent-based social simulation / *M.G. Richiardi, R. Leombruni, N.J. Saam, M. Sonnessa* // Journal of artificial societies and social simulation. – 2006. – Vol. 9. – P. 16–31. – DOI: <https://doi.org/10.0000/papers.ssrn.com/931875>
- Akhremenko A., Yureskul E., Petrov A.* Latent factors of protest participation: a basic computational model // Twelfth International Conference “Management of large-scale system development” (MLSD). – IEEE, 2019. – P. 1–4. – DOI: <https://doi.org/10.1109/MLSD.2019.8910999>
- Are social bots a real threat? An agent-based model of the spiral of silence to analyse the impact of manipulative actors in social networks / *B. Ross, L. Pilz, B. Cabrera, F. Brachten, G. Neubaum, S. Stieglitz* // European Journal of Information Systems. – 2019. – Vol. 28, N 4. – P. 394–412. – DOI: <https://doi.org/10.1080/0960085X.2018.1560920>
- Ayanian A.H., Tausch N.* How risk perception shapes collective action intentions in repressive contexts : a study of Egyptian activists during the 2013 post-coup uprising // British Journal of Social Psychology. – 2016. – Vol. 55, N 4. – P. 700–721. – DOI: <https://doi.org/10.1111/bjso.12164>
- Bakshy E., Messing S., Adamic L.* Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook // Science. – 2015. – Vol. 348 (6239). – P. 1130–1132. – DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>
- Barabási A.L., Albert R.* Emergence of scaling in random networks // Science. – 1999. – Vol. 286 (5439). – P. 509–512. – DOI: <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- Barabási A.-L., Albert R., Jeong H.* Scale-free characteristics of random networks: the topology of the world-wide web // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2000. – Vol. 281, N 1–4. – P. 69–77. – DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(00\)00018-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(00)00018-2)
- Bennett L., Segerberg A.* The logic of connective action // The Logic of Connective Action: Digital Media and the Personalization of Contentious Politics (Cambridge Studies in Contentious Politics). – Cambridge : Cambridge University Press, 2013. – P. 19–54. – DOI: <https://doi.org/10.1017/cbo9781139198752.002>
- Bennett L., Segerberg, A., Walker Sh.* Organization in the crowd: peer production in large-scale networked protests // Information, Communication & Society. – 2014. – Vol. 17, N 2. – P. 232–260. – DOI: <https://doi.org/10.1080/1369118x.2013.870379>
- Beskow D.M., Carley K.M.* Agent based simulation of bot disinformation maneuvers in Twitter // Winter Simulation Conference (WSC). – National Harbor, MD : IEEE, 2019. – P. 750–761. – DOI: <https://doi.org/10.1109/WSC40007.2019.9004942>
- Bonabeau E.* Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems // Proceedings of the National Academy of Sciences. – 2002. – Vol. 99 (s. 3). – P. 7280–7287. – DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>
- Cederman L.* Emergent actors in world politics: how states and nations develop and dissolve. – Princeton, NJ : Princeton University Press, 1997. – 260 p.
- Chan C., Fu K.* The “mutual ignoring” mechanism of cyberbalkanization: triangulating observational data analysis and agent-based modelling // Journal of Information Technology & Politics. – 2018. – Vol. 15, N 4. – P. 378–387. – DOI: <https://doi.org/10.1080/19331681.2018.1519480>

- Combining social network analysis and agent-based modelling to explore dynamics of human interaction : A review / M. Will, J. Groeneveld, K. Frank, B. Müller // Socio-Environmental Systems Modelling. – 2020. – Vol. 2, 16325. – 18 p. – DOI: <https://doi.org/10.18174/sesmo.2020a16325>
- Dacrema E., Benati S. The mechanics of contentious politics: an agent-based modeling approach // The Journal of Mathematical Sociology. – 2020. – Vol. 44, N 3. – P. 163–198. – DOI: <https://doi.org/10.1080/0022250X.2020.1753187>
- Epstein J.M. Agent_Zero: toward neurocognitive foundations for generative social science. – Princeton : Princeton University Press, 2014. – 182 p.
- Epstein J.M. Modeling civil violence: An agent-based computational approach // Proceedings of the National Academy of Sciences. – 2002. – Vol. 99 (3). – P. 7243–7250. – DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.092080199>
- Erdős P., Rényi A. On random graphs // Publicationes Mathematicae. – 1959. – Vol. 6. – P. 290–297.
- Filippov I., Yureskul E., Petrov A. Online protest mobilization: building a computational model // Thirteenth International Conference “Management of large-scale system development” (MLSD). – IEEE, 2020. (In print).
- Ideological and temporal components of network polarization in online political participatory media / D. Garcia, A. Abisheva, S. Schweighofer, U. Serdült, F. Schweitzer // Policy & Internet. – 2015. – Vol. 7, N 1. – P. 46–79. – DOI: <https://doi.org/10.1002/poi3.82>
- Laver M. Agent-based models of social life: fundamentals. – Cambridge : Cambridge University Press, 2020. – 132 p.
- Laver M., Sergenti E. Party competition: an agent-based model. – Princeton, NJ : Princeton University Press, 2011. – 278 p.
- Lemos C.M. Agent-based modeling of social conflict from mechanisms to complex behavior. – Cham : Springer International Publishing, 2018. – 119 p. – DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-67050-8>
- Makowsky M.D., Rubin J. An agent-based model of centralized institutions, social network technology, and revolution // PLoS ONE. – 2013. – Vol. 8(11). – P. e80380. – DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0080380>
- Mastroeni L., Vellucci P., Naldi M. Agent-based models for opinion formation: a bibliographic survey // IEEE Access. – 2019. – Vol. 7. – P. 58836–58848. – DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913787>
- Milgram S. The small world problem // Psychology Today. – 1967. – Vol. 1 (1). – P. 61–67.
- Miller H., Page E. Complex adaptive systems: an introduction to computational models of social life. – Princeton : Princeton University Press, 2009. – 288 p.
- Moro A. Understanding the dynamics of violent political revolutions in an agent-based framework // PLoS ONE. – 2016. – Vol. 11 (4). – P. e0154175. – DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0154175>
- Moss S. Alternative approaches to the empirical validation of agent-based models // Journal of Artificial Societies and social simulation. – 2008. – Vol. 11, N 1. – P. 5. – Mode of access: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/1/5.html> (accessed: 22.09.2010).
- On the fate of protests: dynamics of social activation and topic selection online and in the streets / A. Asgharpourmasouleh, M. Fattahzadeh, D. Mayerhoffer, J. Lorenz //

- Computational Conflict Research. Computational Social Sciences / E. Deutschmann, J. Lorenz, L. Nardin, D. Natalini, A. Wilhelm (eds). – Cham : Springer, 2020. – P. 141–164. – DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-29333-8>
- Schelling T.* Micromotives and macrobehavior. – N.Y. : Norton, 1978. – 252 p.
- Siegel D.* Analyzing computational models // American Journal of Political Science. – 2018. – Vol. 62, N 3. – P. 745–759. – DOI: <https://doi.org/10.1111/ajps.12364>
- Siegel D.* When does repression work? Collective action in social networks // The Journal of Politics. – 2011. – Vol. 73, N 4. – P. 993–1010. – DOI: <https://doi.org/10.1017/S00222381611000727>
- Social media, political polarization, and political disinformation : a review of the scientific literature / J. Tucker, A. Guess, P. Barbera, C. Vaccari, A. Siegel, S. Sanovich, D. Stukal, B. Nyhan. – Loughborough University Report, 2018. – 95 p. – DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3144139>
- Stocker R., Green D.G., Newth D.* Consensus and cohesion in simulated social networks // Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2001. – Vol. 4, N 4. – Mode of access: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/4/4/5.html> (accessed: 22.09.2010).
- The contagion effects of repeated activation in social networks / P. Piedrahita, J. Borge-Holthoefer, Y. Moreno, S. González-Bailón // Social Networks. – 2018. – Vol. 54. – P. 326–335. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2017.11.001>
- The dynamics of protest recruitment through an online network / S. González-Bailón, J. Borge-Holthoefer, A. Rivero, Y. Moreno // Scientific reports. – 2011. – Vol. 1. – P. 1–7. – DOI: <https://doi.org/10.1038/srep00197>
- Tweeting from left to right: is online political communication more than an echo chamber? / P. Barberá, J.T. Jost, J. Nagler, J.A. Tucker, R. Bonneau // Psychological Science. – 2015. – Vol. 26 (10). – P. 1531–1542. – DOI: <https://doi.org/10.1177/0956797615594620>
- Van Stekelenburg J., Klandermans B.* the social psychology of protest // Current Sociology. – 2013. – Vol. 61, N 5–6. – P. 886–905. – DOI: <https://doi.org/10.1177/0011392113479314>
- Watts D.J., Strogatz S.H.* Collective dynamics of small-world networks // Nature. – 1998. – Vol. 393, N 6684. – P. 440–442. – DOI: <https://doi.org/10.1038/30918>
- Which models are used in social simulation to generate social networks? A review of 17 years of publications in JASSS / F. Amblard, A. Bouadjo-Boulic, C. Sureda Gutiérrez, B. Gaudou // Winter Simulation Conference (WSC). – IEEE, 2015. – P. 4021–4032. – DOI: <https://doi.org/10.1109/WSC.2015.7408556>
- Wilensky U., Rand W.* An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo. – Cambridge, Massachusetts ; London, England : The MIT Press, 2015. – 481 p.
- Wilson R.C., Collins A.G.E.* Ten simple rules for the computational modeling of behavioral data // Elife. – 2019. – Vol. 8. – P. e49547. – DOI: <https://doi.org/10.7554/eLife.49547>
- Wunder M., Suri S., Watts D.* Empirical agent based models of cooperation in public goods games // Proceedings of the fourteenth ACM conference on Electronic commerce. – 2013. – P. 891–908. – DOI: <https://doi.org/10.1145/2482540.2482586>

A.S. Akhremenko, A.P. Petrov, S.A. Zheglov*

**How information and communication technologies change trends
in modelling political processes: towards an agent-based approach**

Abstract. The development of information and communication technologies and computing power leads to the emergence of additional opportunities for modeling political processes. In the past decades, mathematical models have been developed mainly in a game-theoretic setting; today we witness an expanding stream of research applying agent-based (multi-agent) approach. This trend is quite natural. There have been changes in political participation and in the forms of collective interaction of individuals and groups, induced by digital technologies. Researchers have developed theoretical approaches to political participation, focusing on the network interaction and implementing the “bottom-up” logic that infers the macro-properties of the system from the characteristics and interactions of individual agents. Thus, the theoretical foundations for an agent-based modeling, most promising in its network version, have been developed. This approach, however, required a more complex description of the individual motivation and decision making in comparison to the dominant game-theoretic paradigm. One of the key points is that motivation is considered to be linked to the network position of agents, since the individual is guided by the actions of her neighbors. Thus, the course of the political process is determined not only by the properties and decisions of its participants, but also by the type of network architecture that connects them. Within this research framework, a computational experiment, assuming a controlled variation of parameters, plays a special role. Two main strategies of such an experiment are considered: the grid search and the Monte Carlo method. The prospects of agent-based modeling in its network form are related to the study of the dynamical political processes, taking into account the structures of trust and social capital, as well as the resources and mechanisms of collective action.

Keywords: agent-based approach; multi-agent modelling; social networks; network architecture; dynamics of political process; political participation; computational experiment.

For citation: Akhremenko A.S., Petrov A.P., Zheglov S.A. How information and communication technologies change trends in modelling political processes: towards an agent-based approach. *Political science (RU)*. 2021, N 1, P. 12–45. DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2021.01.01>

* **Akhremenko Andrei**, National research university Higher school of economics (Moscow, Russia), e-mail: aakhremenko@hse.ru; **Petrov Alexander**, Keldysh Institute of Applied Mathematics, RAS (Moscow, Russia), e-mail: petrov.alexander.p@yandex.ru; **Zheglov Sergey**, National research university Higher school of economics (Moscow, Russia), e-mail: s_zheglov@mail.ru

References

- Akhremenko A., Yureskul E., Petrov A. Latent factors of protest participation: a basic computational model. In: *Twelfth International Conference “Management of large-scale system development” (MLSD)*. IEEE, 2019, P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/MLSD.2019.8910999>
- Amblard F., Bouadjio-Boulic A., Sureda Gutiérrez C., et al. Which models are used in social simulation to generate social networks? A review of 17 years of publications in JASSS. In: *Winter Simulation Conference (WSC)*. IEEE, 2015, P. 4021–4032. DOI: <https://doi.org/10.1109/WSC.2015.7408556>
- Asgharpourmasouleh A., Fattahzadeh M., Mayerhoffer D., et al. On the fate of protests: dynamics of social activation and topic selection online and in the streets. In: Deutschmann E., Lorenz J., Nardin L., Natalini D., Wilhelm A. (eds). *Computational Conflict Research. Computational Social Sciences*. Cham : Springer, 2020, P. 141–164. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-29333-8>
- Ayanian A.H., Tausch N. How risk perception shapes collective action intentions in repressive contexts: A study of Egyptian activists during the 2013 post-coup uprising. *British Journal of Social Psychology*. 2016, Vol. 55, N 4, P. 700–721. DOI: <https://doi.org/10.1111/bjso.12164>
- Barabási A.L., Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*. 1999, Vol. 286 (5439), P. 509–512. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- Barabási A.-L., Albert R., Jeong H. Scale-free characteristics of random networks: the topology of the world-wide web. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2000, Vol. 281, N 1–4, P. 69–77. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(00\)00018-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(00)00018-2)
- Bakshy E., Messing S., Adamic L. Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*. 2015, Vol. 348 (6239), P. 1130–1132. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>
- Barberá P., Jost J.T., Nagler J., et al. Tweeting from left to right: is online political communication more than an echo chamber? *Psychological Science*. 2015, Vol. 26 (10), P. 1531–1542. DOI: <https://doi.org/10.1177/0956797615594620>
- Bennett L., Segerberg A. The logic of connective action. In: *The Logic of Connective Action: Digital Media and the Personalization of Contentious Politics (Cambridge Studies in Contentious Politics)*. Cambridge : Cambridge University Press, 2013, P. 19–54. DOI: <https://doi.org/10.1017/cbo9781139198752.002>
- Bennett L., Segerberg, A., Walker Sh. Organization in the crowd: peer production in large-scale networked protests. *Information, Communication & Society*. 2014, Vol. 17, N 2, P. 232–260. DOI: <https://doi.org/10.1080/1369118x.2013.870379>
- Beskow D.M., Carley K.M. Agent based simulation of bot disinformation maneuvers in Twitter. In: *Winter Simulation Conference (WSC)*. National Harbor, MD : IEEE, 2019, P. 750–761. DOI: <https://doi.org/10.1109/WSC4007.2019.9004942>
- Bonabeau E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2002, Vol. 99 (s. 3), P. 7280–7287. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.082080899>

- Cederman L. *Emergent actors in world politics: how states and nations develop and dissolve*. Princeton, NJ : Princeton University Press, 1997, 260 p.
- Chan C., Fu K. The “mutual ignoring” mechanism of cyberbalkanization: triangulating observational data analysis and agent-based modelling. *Journal of Information Technology & Politics*. 2018, Vol. 15, N 4, P. 378–387. DOI: <https://doi.org/10.1080/19331681.2018.1519480>
- Dacrema E., Benati S. The mechanics of contentious politics: an agent-based modeling approach. *The Journal of Mathematical Sociology*. 2020, Vol. 44, N 3, P. 163–198. DOI: <https://doi.org/10.1080/0022250X.2020.1753187>
- Erdős P., Rényi A. On random graphs. *Publicationes Mathematicae*. 1959, Vol. 6, P. 290–297.
- Epstein J.M. Modeling civil violence: An agent-based computational approach. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2002, Vol. 99 (3), P. 7243–7250. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.092080199>
- Epstein J.M. *Agent_Zero: toward neurocognitive foundations for generative social science*. Princeton : Princeton university press, 2014, 182 p.
- Garcia D., Abisheva A., Schweighofer S., et al. Ideological and temporal components of network polarization in online political participatory media. *Policy & Internet*. 2015, Vol. 7, N 1, P. 46–79. DOI: <https://doi.org/10.1002/poi3.82>
- González-Bailón S., Borge-Holthoefer J., Rivero A., et al. The dynamics of protest recruitment through an online network. *Scientific reports*. 2011, Vol. 1, P. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.1038/srep00197>
- Filippov I., Yureskul E., Petrov A. Online protest mobilization: building a computational model. In: *Thirteenth International Conference “Management of large-scale system development” (MLSD)*. IEEE, 2020. (In print).
- Laver M., Sergenti E. *Party competition: an agent-based model*. Princeton, NJ : Princeton University Press, 2011, 278 p.
- Laver M. *Agent-based models of social life: fundamentals*. Cambridge : Cambridge University Press, 2020, 132 p.
- Lemos C.M. *Agent-based modeling of social conflict from mechanisms to complex behavior*. Cham : Springer International Publishing, 2018, 119 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-67050-8>
- Makowsky M.D., Rubin J. An agent-based model of centralized institutions, social network technology, and revolution. *PLoS ONE*. 2013, Vol. 8 (11), P. e80380. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0080380>
- Milgram S. The small world problem. *Psychology Today*. 1967, Vol. 1 (1), P. 61–67.
- Mastroeni L., Vellucci P., Naldi M. Agent-based models for opinion formation: a bibliographic survey. *IEEE Access*. 2019, Vol. 7, P. 58836–58848. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913787>
- Miller H., Page E. *Complex adaptive systems: an introduction to computational models of social life*. Princeton : Princeton University Press, 2009, 288 p.
- Moro A. Understanding the dynamics of violent political revolutions in an agent-based framework. *PLoS ONE*. 2016, Vol. 11 (4), P. e0154175. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0154175>

- Moss S. Alternative approaches to the empirical validation of agent-based models. *Journal of Artificial Societies and social simulation*. 2008, Vol. 11, N 1. Mode of access: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/1/5.html> (accessed: 22.09.2010).
- Piedrahita P., Borge-Holthoefer J., Moreno Y., et al. The contagion effects of repeated activation in social networks. *Social Networks*. 2018, Vol. 54, P. 326–335. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2017.11.001>
- Richiardi M.G., Leombruni R., Saam N.J., et al. A common protocol for agent-based social simulation. *Journal of artificial societies and social simulation*. 2006, Vol. 9, P. 16–31. DOI: <https://doi.org/10.0000/papers.ssrn.com/931875>
- Ross B., Pilz L., Cabrera B., Brachten F., et al. Are social bots a real threat? An agent-based model of the spiral of silence to analyse the impact of manipulative actors in social networks. *European Journal of Information Systems*. 2019, Vol. 28, N 4, P. 394–412. DOI: <https://doi.org/10.1080/0960085X.2018.1560920>
- Schelling T. *Micromotives and macrobehavior*. New York : Norton, 1978, 252 p.
- Siegel D. Analyzing computational models. *American Journal of Political Science*. 2018, Vol. 62, N 3, P. 745–759. DOI: <https://doi.org/10.1111/ajps.12364>
- Siegel D. When does repression work? Collective action in social networks. *The Journal of Politics*. 2011, Vol. 73, N 4, P. 993–1010. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0022381611000727>
- Stocker R., Green D.G., Newth D. Consensus and cohesion in simulated social networks. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. 2001, Vol. 4, N 4. Mode of access: <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/4/4/5.html> (accessed: 22.09.2010).
- Tucker J., Guess A., Barbera P., et al. *Social media, political polarization, and political disinformation: a review of the scientific literature*. Loughborough University Report, 2018, 95 p. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3144139>
- Van Stekelenburg J., Klandermans B. The social psychology of protest. *Current Sociology*. 2013, Vol. 61, N 5–6, P. 886–905. DOI: <https://doi.org/10.1177/0011392113479314>
- Watts D.J., Strogatz S.H. Collective dynamics of small-world networks. *Nature*. 1998, Vol. 393, N 6684, P. 440–442. DOI: <https://doi.org/10.1038/30918>
- Wilensky U., Rand W. An introduction to agent-based modeling: modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo. Cambridge, Massachusetts ; London, England : The MIT Press, 2015, 481 p.
- Will M., Groeneveld J., Frank K., et al. Combining social network analysis and agent-based modelling to explore dynamics of human interaction: A review. *Socio-Environmental Systems Modelling*. 2020, Vol. 2, 16325, 18 p. DOI: <https://doi.org/10.18174/sesmo.2020a16325>
- Wilson R.C., Collins A.G.E. Ten simple rules for the computational modeling of behavioral data. *Elife*. 2019, Vol. 8, P. e49547. DOI: <https://doi.org/10.7554/eLife.49547>
- Wunder M., Suri S., Watts D. Empirical agent based models of cooperation in public goods games. In: *Proceedings of the fourteenth ACM conference on Electronic commerce*. 2013, P. 891–908. DOI: <https://doi.org/10.1145/2482540.2482586>