

УДК 519.872

DOI: 10.17223/19988605/51/5

Л.А. Истратов, А.Г. Смычкова, Д.О. Жуков

МОДЕЛИРОВАНИЕ СОЦИАЛЬНЫХ ПРОЦЕССОВ ГРУППОВОГО ПОВЕДЕНИЯ НА ОСНОВЕ СТОХАСТИЧЕСКИХ КЛЕТОЧНЫХ АВТОМАТОВ С ПАМЯТЬЮ И СИСТЕМ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ КИНЕТИЧЕСКИХ УРАВНЕНИЙ С ЗАПАЗДЫВАНИЕМ

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, грант № 16-29-09458 офи_м.

Рассмотрен комплекс из микрокинетической (на основе клеточных автоматов) и макрокинетической (на основе систем кинетических дифференциальных уравнений) моделей описания группового поведения пользователей в сложных социальных системах. Для оценки величин параметров моделей и их применимости для моделирования группового поведения избирателей была проведена с помощью метода почти-периодических функций обработка социологических данных электоральной кампании 2015–2016 гг. в США.

Ключевые слова: групповое поведение; диаграммы переходов; стохастические клеточные автоматы; кинетические дифференциальные уравнения.

Анализ динамики изменений и моделирование процессов группового поведения представляют огромный интерес и являются очень актуальными. События 2016 г. – Brexit Великобритании и выборы в США – показали слабую состоятельность современных социологических моделей прогнозирования итогов группового выбора. Большинство социологических служб предсказывало победу Хиллари Клинтон и отказ Великобритании от выхода из Евросоюза. Тем не менее, даже основываясь на статистически значимых социологических выборках в опросе респондентов об их намерениях в голосовании, большинство служб сделало неправильные прогнозы. С одной стороны, это было связано с большой волатильностью данных, получаемых в опросах, а с другой – с тем, что существующие методы моделирования и прогнозов не являются эффективными. Таким образом, необходим поиск новых методик анализа данных и создания моделей социологического прогнозирования.

Следует отметить, что основное число научных исследований группового поведения посвящено хотя и важным, но частным вопросам, а также преимущественно имеет описательный характер. В частности, можно указать работу [1], в которой описывается изменение политических предпочтений (поляризация взглядов) врачей в Соединенных Штатах во время кампаний на федеральных выборах с 1991 по 2012 г. и их финансовых вкладов в фонды республиканцев и демократов в зависимости от пола и врачебной специализации. Общий вывод, который был сделан авторами этой работы на основании представленных ими данных, заключается в том, что в период с 1991 по 2012 г. политические предпочтения американских врачей сместились от республиканцев в сторону демократов. Однако причины такого изменения проанализированы не были.

В работе [2] описана динамика изменения предпочтений избирателей в Конгресс США на промежуточных выборах 2010 г. Исследования показали снижение поддержки кандидатов от демократов по отношению к республиканцам на завершающем этапе кампании (отметим, что то же самое произошло при выборе президента США в 2016 г.: Трамп обошел Клинтон). На основе описанной динамики приводятся рекомендации о том, какие изменения в проведении кампании имело бы смысл сделать для повышения рейтингов.

Существенную роль в формировании предпочтений избирателей играют средства массовой информации (телевидение, пресса, Интернет, социальные сети и т.д.). В частности, в работе [3] рас-

считается влияние на предпочтения избирателей средств массовой информации в бразильских президентских кампаниях 2002 и 2006 гг. В этой работе учитывались следующие факторы: общая партийная пропаганда кандидатов, время свободных публичных выступлений кандидатов, освещение их деятельности комментаторами, – и сделан вывод, что партийная пропаганда и выступления самих кандидатов оказали большее воздействие на результаты выборов, чем освещение их деятельности комментаторами.

Существенным фактором, препятствующим возможности прогнозирования исхода избирательных кампаний, является большая волатильность предпочтений избирателей. Волатильность предпочтений избирателей во время региональных выборов в Бельгии в 2009 г. была изучена в работе [4]. Результаты показывают, что избиратели с низким уровнем политической эффективности – понимания программ кандидатов и партий, интереса к ним, как правило, чаще меняют свои предпочтения как в рамках одной кампании, так и между выборами. Избиратели с более высоким уровнем интереса к политике переключили свои намерения до начала кампании.

Обзор моделей выбора предпочтений при голосовании и избирательной политики представлен в работе [5]. В ней обсуждается два класса моделей: те, в которых выборы рассматриваются с позиции агрегации предпочтений, и те, которые смотрят на выборы, исходя из механизмов агрегации информации. Модели первого класса, как правило, учитывают общее изменение с течением времени доли избирателей с определенными предпочтениями (являются феноменологическими, не связывают изменения и вызывающие их причины), а модели второго класса учитывают влияние общего количества информации о кандидатах или партиях на избирателей во время выборов (частично связывают изменения с вызывающими их причинами).

В работе [6] для описания изменения предпочтений избирателей во время выборов президента в Ирландии в 1997 г. использовалась модель смешанного членства в разных группах. Согласно этой модели один и тот же человек может быть одновременно отнесен к группам с разными взглядами, т.е. не имеет четко выраженных предпочтений.

Для моделирования поведения избирателей можно использовать теорию многоагентных систем, в которых действуют группы агентов. На основании некоторых правил переходов агенты принимают определенные состояния, образуют связанную по своим свойствам группу, могут сотрудничать, чтобы решить некую задачу или достигнуть определенной цели [7]. Временная логика поведения агентов (например, изменение предпочтений избирателей) может зависеть от динамически меняющихся условий [8].

В [9] исследуется распространение информационного возбуждения в социальных сетях. В данной работе был использован подход, в котором предполагается, что социальные медиа состоит из десятков тысяч общественных агентов, где полезная информация может быть передана до ближайших соседних агентов. Особенность этой модели заключается в том, что для определения задержки реакции, определяющей взаимное сотрудничество между несколькими агентами, используется модель искусственного нейрона, в которой агенты имеют нелинейную функцию активации. Причем каждый агент своей группы может послать свой сигнал возбуждения для руководителей других групп.

Социальные процессы обычно характеризуются сложными механизмами протекания и стохастичностью, когда различные множественные состояния узлов зависят от влияния соседей, состояния которых также могут быть различными [10–12]. Например, для молодежной среды очень важно учитывать давление со стороны сверстников [7], влияющее на динамику и конечный результат процесса.

Теоретический подход для описания таких социальных систем имеет много общего с кинетическим описанием физических систем [13–15], что в значительной степени помогает понять их поведение. Кинетические модели, использующие пороговые механизмы, сосредоточены в основном на рассмотрении каскадных или цепных явлений, где макроскопическая доля узлов с определенным состоянием в сети быстро возникает из некоторого микроскопического состояния, захватывающего все новые и новые узлы. Такой подход был создан в ранних социальных теориях [16] и подробно описан в модели каскадных явлений [14]. Актуальность этой модели является неоспоримой [14, 17–22], однако наблюдения реальных процессов в социальных сетях показывают ее ограничения. В частности, дан-

ная модель фокусируется на появлении мгновенных глобальных каскадов, инициированных одиночными локальными возмущениями, в то время как существуют примеры, когда играют роль пороговые механизмы развития процессов в социальных системах. Кроме того, состояния узлов могут зависеть от внешних импульсов, прибывающих из средств массовой информации или рекламы [23] и определяющих стохастическую составляющую процессов.

В ряде случаев для описания процессов в социальных сетях применяются стохастические подходы, учитывающие зависимости от времени [24–26]. Например, в работе [24] рассматривается модель смешанного членства в стохастически формирующихся группах. Данная модель основывается на рассмотрении попарных измерений, таких как присутствие или отсутствие связей между парой объектов. Анализ вероятностных изменений между парами объектов требует специальных предположений, например независимости или непостоянства данной связи (смешанного членства в стохастически формирующихся группах). Данная модель позволяет при определенных допущениях отследить динамику изменения численности членов в формирующихся группах и кластеризацию членов по группам.

В работах [26–28] групповые социальные процессы рассматриваются с позиций теории перколяции, что позволяет учитывать структуру сети. В частности, влияние среднего числа связей, приходящихся на один узел социальной сети, на величину порога ее перколяции (проводимости сети в целом) и динамику его достижения.

Для описания группового поведения и выбора можно использовать аппарат теории клеточных автоматов. В работе [29] теория клеточных автоматов была применена к описанию процессов в социальных системах. По мысли авторов данной работы, поведение социальной системы зависит от свойств внешней среды и структуры поведения, которая может быть описана с помощью четырех параметров: разнообразия, связности, взаимозависимости и адаптируемости. В этой статье показано, что поведение становится более упорядоченным и целенаправленным при увеличении взаимозависимости и адаптивности.

В работе [30] авторы изучали влияние структуры сетей (случайные структуры, маленькие миры, цикл, колесо, звезда, иерархическая), в которых функционируют клеточные автоматы, и правил их поведения на динамику процессов в социальных сетях. Было показано, что при одинаковых правилах взаимодействия клеток динамика процессов сильно зависит от топологии сети (неупорядоченные структуры оказывают тормозящее влияние, а наибольшая скорость наблюдается в регулярных структурах).

В работе [31] исследователи построили сотовую модель клеточных автоматов для распространения слухов в социальных сетях. Экспериментальное моделирование проводилось при периодических граничных ограничениях в процессе распространения слухов. Результат показал, что модель клеточных автоматов способна охарактеризовать реально наблюдаемое поведение распространения слухов в социальной сети. На основании полученных результатов о влиянии граничных условий на распространение слухов авторы работы предложили эффективную стратегию иммунизации сети для их подавления.

Эволюционная динамика социальных сетей с использованием моделей клеточных автоматов для исследования статистических характеристик процессов кластеризации (разделение на плохо связанные группы), например таких, как степень разделения, была исследована в работе [32]. Рассмотрено три вида факторов в поведении пользователей, названных ими «себялюбие», «взаимность» и «альтруизм», которые необходимы для построения социальной сети и анализа их влияния на ее рост. Результаты моделирования показали, что принцип взаимности и альтруизм способствуют росту числа объединенных узлов в социальной сети, а эгоизм тормозит рост.

На наш взгляд, представляется интересным разработать комплекс моделей, основанный на использовании микрокинетического и макрокинетического подходов. В микрокинетическом подходе при описании, анализе и управлении групповым поведением необходимо рассмотреть взаимодействие на уровне отдельных пользователей. При макрокинетическом описании процессов нужно рассматривать динамику изменения интегративных параметров, описывающих систему в целом. Следует

отметить, что и при микрокинетическом, и при макрокинетическом подходе для создания моделей нужен набор параметров, конкретные величины которых и соотношения между которыми могут быть определены, исходя из анализа временных рядов социальных процессов группового поведения. Очень часто величины параметров, которые описывают процессы группового поведения в социальных, экономических и социотехнических системах, имеют колебательную и трендовую составляющие. Для эффективного анализа колебаний необходимо разделить тренд и колебания без потери существенной информации о процессе. При анализе социальных процессов использование метода почти-периодических функций является более предпочтительным, чем традиционные методы гармонического анализа, основанные на Фурье-преобразованиях. Это объясняется целым рядом причин, основной из которых является наличие в социальных процессах человеческого фактора, играющего существенную роль, что приводит к нечеткости, неопределенности и недетерминированности характеристик процессов, в то время как методы Фурье-анализа основаны на том, что сигналы обладают гармонической природой.

На наш взгляд, макрокинетическая модель может быть построена на основе рассмотрения группового поведения с помощью метода графических диаграмм переходов между состояниями всей рассматриваемой системы в целом. Далее на основе рассмотрения полученной диаграммы может быть записана система дифференциальных кинетических уравнений, решение которой при определенном наборе коэффициентов будет моделировать групповое поведение.

Для создания микрокинетической модели может быть использован, например, подход, разработанный на основе стохастических клеточных автоматов с переменной памятью.

1. Анализ временных рядов сложных процессов группового поведения в социальных системах с помощью метода почти-периодических функций

В качестве примера обработки данных с помощью метода почти-периодических функций представлены результаты наблюдений предпочтений избирателей, проводившихся в США на протяжении 500 дней, с 1 июля 2015 г. по 7 ноября 2016 г., во время президентской кампании 2016 г.¹ Используемые данные имеют трендовую (нисходящую и восходящую базовые линии) и колебательную составляющие.

Анализ наблюдаемых электоральных данных в президентской кампании США 2016 г. с помощью метода почти-периодических функций [33] показал, что у Дональда Трампа был один почти-период в колебаниях предпочтений избирателей, равный 80 дней, который с учетом погрешности определения практически сохранился для всей кампании. У Хиллари Клинтон их наблюдалось два: 50 и 130 дней. Полученные данные могут быть использованы для создания моделей анализа, описания и управления групповыми процессами на основе стохастических клеточных автоматов с переменной памятью и систем кинетических дифференциальных уравнений при определении величин параметров этих моделей и соотношений между ними.

2. Модель группового поведения пользователей в сложных социальных системах на основе систем дифференциальных кинетических уравнений

Для описания группового поведения и выбора предпочтений может быть использован метод графических диаграмм. Обозначим число избирателей, находящихся в момент времени t в состоянии, при котором они отдадут предпочтение данному кандидату (назовем его **A**), как $y_1(t)$. Число избирателей, находящихся в состоянии, при котором они будут голосовать за кандидата **B** в данный момент времени t , обозначим как $y_2(t)$. Число избирателей, находящихся в нейтральном состоянии (не определились ни за одного из кандидатов), обозначим как $y_3(t)$. Задачей построения модели является установление зависимости изменения с течением времени числа избирателей, которые отдадут на выборах предпочтение каждому из кандидатов.

¹ Данные взяты с ресурса: http://www.realclearpolitics.com/epolls/2016/president/us/general_election_trump_vs_clinton-5491.html#polls

Под действием средств массовой информации и PR-компаний кандидата **A** взгляды избирателей кандидата **B** могут изменяться с течением времени, вследствие чего они могут сначала переходить в нейтральное (кандидат **C**) состояние $y_3(t)$, а затем начинать поддерживать кандидата **A**. То же самое может происходить и со сторонниками кандидата **A**. Введем следующие параметры модели: τ_1 – время изменения (или смены) предпочтений избирателей $y_1(t)$ кандидата **A**, т.е. данные избиратели становятся уязвимыми для новых попыток сторонников кандидата **B** переубедить их поддерживать данного кандидата спустя некоторое время τ_1 (изменение настроений); τ_2 – время изменения взглядов избирателей $y_2(t)$. Величины времен τ_1 и τ_2 зависят от действий средств массовой информации и PR-компаний кандидатов. Например, чем эффективнее ведет предвыборную кампанию кандидат **B**, тем меньше будет величина времени τ_1 смены взглядов избирателей кандидата **A** и больше величина времени τ_2 – смены взглядов для избирателей кандидата **B**.

При большем числе кандидатов граф, представленный на рис. 1, будет содержать большее число узлов и связей (при m кандидатах число взаимных связей составит $m(m-1)/2$). Заметим, что узел, отвечающий за массмедиа, будет иметь с другими узлами однонаправленные связи.

В качестве примера рассмотрим диаграмму переходов между предпочтениями избирателей по отношению к кандидатам во время кампании по выборам президента США в 2016 г. (см. рис. 1).

На основании графической диаграммы переходов между предпочтениями избирателей могут быть записаны кинетические дифференциальные уравнения (1)–(3), описывающие изменение настроений с течением времени.

$$\begin{aligned} \frac{dy_1(t)}{dt} = & ay_1(t - \tau_1)y_3(t) - py_1(t - \tau_1) - by_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2) + \\ & + qy_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2) = ay_1(t - \tau_1)y_3(t) - py_1(t - \tau_1) - \\ & - (b - q)y_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2), \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dy_2(t)}{dt} = & cy_2(t - \tau_2)y_3(t) - ky_2(t - \tau_2) + by_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2) - \\ & - qy_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2) = cy_2(t - \tau_2)y_3(t) - ky_2(t - \tau_2) + \\ & + (b - q)y_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2), \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \frac{dy_3(t)}{dt} = & -ay_1(t - \tau_1)y_3(t) - cy_2(t - \tau_2)y_3(t) + \\ & + ky_2(t - \tau_2) + py_1, \end{aligned} \quad (3)$$

где a, b, c, p, q и k – коэффициенты дифференциальных уравнений, величины которых и соотношения между которыми определяются на основе нелинейного анализа временных рядов рассматриваемых процессов, например на основе метода почти-периодических функций.

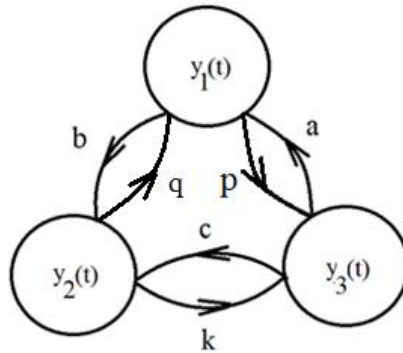


Рис. 1. Диаграмма процесса изменения предпочтений избирателей во время выборов

Fig. 1. Diagram of the process of changing preferences of voters during elections

Для пояснения модели рассмотрим более подробно одно из кинетических уравнений, например (2). Член уравнения $\frac{dy_2(t)}{dt}$ описывает скорость изменения числа избирателей, поддерживающих кандидата **B**; $cy_2(t - \tau_2)y_3(t)$ – определяет прирост таких избирателей за счет влияния сторонников $y_2(t - \tau_2)$ кандидата **B** на неопределившихся избирателей $y_3(t)$; $ky_2(t - \tau_2)$ – определяет убыль сто-

ронников кандидата **В** за счет устаревания их взглядов τ_2 , и такой процесс имеет линейный характер; $by_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2)$ – определяет прирост за счет агитации избирателей $y_1(t - \tau_1)$, отдающих предпочтение кандидату **А**, сторонниками кандидата **В** $y_2(t - \tau_2)$ (поскольку данный процесс связан с взаимным влиянием одних на других, то он записывается в виде произведения функций $y_1(t - \tau_1)$ и $y_2(t - \tau_2)$; $qy_1(t - \tau_1)y_2(t - \tau_2)$ – определяет убыль за счет агитации избирателей, отдающих предпочтение кандидату **В**, сторонниками кандидата **А**. Аналогичным образом определяется смысловое значение членов кинетических уравнений (1) и (3).

Результаты оценочного моделирования с значениями параметров модели $a = 0,0054$; $b = 0,00056$; $c = 0,0008$; $p = 0,024$; $k = 0,032$; $q = 0,000045$ и значениями времен изменения взглядов $\tau_1 = \tau_2 = 43$ дня показаны на рис. 2 (кривая 1 – предпочтения избирателей за Клинтон, кривая 2 – за Трампа, кривая 3 – неопределившиеся избиратели). Отметим, что длительность изменения взглядов избирателей для Хиллари Клинтон ($\tau_1 = 43$ дня) и для Дональда Трампа ($\tau_2 = 43$ дня) приняты равными минимальному из почти-периодов кандидатов (80–90 дней для Трампа и 50 дней для Клинтон).

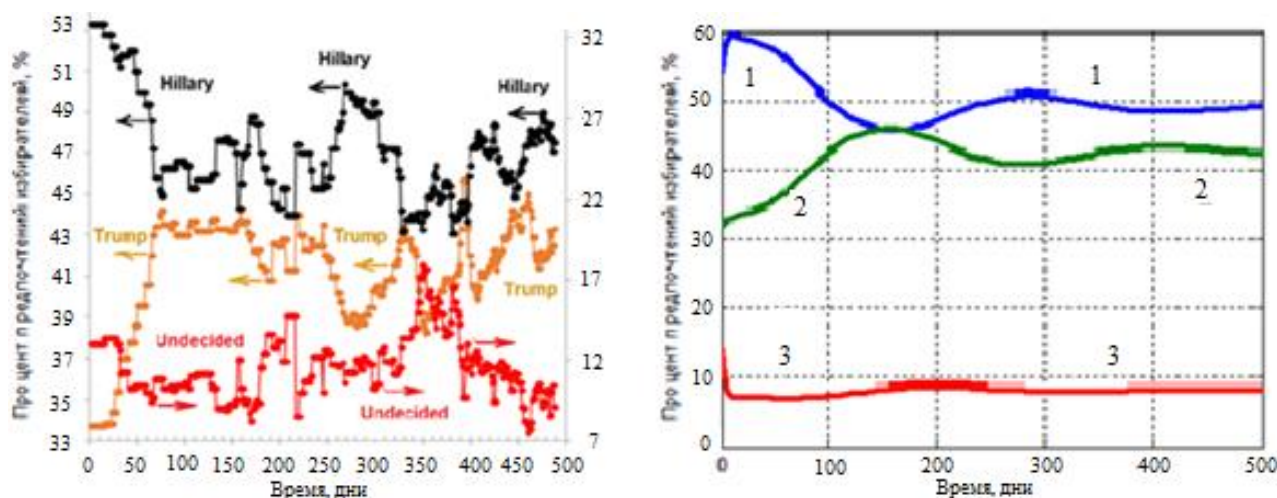


Рис. 2. Сравнение наблюдаемых предпочтений избирателей США во время президентской кампании 2016 г (Трампа, Хиллари и неопределившиеся избиратели) и результатов моделирования

Fig. 2. Comparison of observed preferences of US voters during the 2016 presidential campaign (Trump, Hillary, and undecided voters) and simulation results

Подбор коэффициентов в кинетических уравнениях позволяет получить достаточно хорошее соответствие теоретических результатов модели с наблюдаемыми данными (см. рис. 2).

3. Модель группового поведения на основе стохастических клеточных автоматов с переменной памятью

В предложенной модели стохастических клеточных автоматов с переменной памятью на каждом шаге процесса между его ячейками устанавливается новая сеть случайных связей, минимальное и максимальное число которых выбирается из заданного диапазона. В момент времени $t = 0$ узлу каждого типа присваивается числовой параметр, задающий число шагов, в течение которого память ячейки будет сохранять свой тип. Переход узлов между состояниями определяется суммарным числом узлов разного типа, с которыми было взаимодействие на заданном числе шагов памяти. Через число шагов, равное глубине памяти, происходит его переход в тот тип, который имел максимальное значение своей суммы. Действие внешних факторов (например, СМИ) на изменения типов узлов можно задать с помощью матрицы вероятностей переходов.

При построении предлагаемой модели начнем с того, что зададим типы и начальное число различных ячеек, каждому из которых могут быть поставлены в соответствие определенные свойства ячеек клеточного автомата. При взаимодействии ячеек или внешнем воздействии на них их свойства могут изменяться в соответствии с заданными правилами (один тип клеток переходит в другой). При

моделировании процессов в социальных системах, например избирательных кампаниях, свойствами ячеек могут являться предпочтения избирателей за того или иного кандидата (или политическую партию). Отметим, что в других процессах ячейки могут обладать иными свойствами, поэтому для построения модели и формализации описания введем понятие «цвет». Таким образом, каждому типу ячеек будет соответствовать свой «цвет», который может меняться в процессе функционирования клеточного автомата. Начальное число ячеек каждого типа задается перед запуском клеточного автомата, в момент времени $t = 0$. На каждом шаге процесса строится новая сеть случайных связей между узлами в системе, а не рассматривается физическое движение ячеек. При этом минимальное и максимальное число связей каждого узла выбирается из некоторого заданного диапазона моделирования (что обуславливает построение стохастической сети на каждом шаге процесса).

Рассмотрим динамику изменения состояний клеточного автомата, моделирующего избирательную кампанию Трамп–Клинтон. Среднее число связей любой ячейки клеточного автомата на каждом шаге процесса в качестве примера возьмем равным от 3 до 7, это примерно соответствует числу обсуждений политических тем в течение одного месяца одним человеком с другими. Обработка социологических данных с помощью метода почти-периодических функций показывает, что величина колебаний настроений избирателей Трампа и неопределившихся составляла 86 дней, а избирателей Хиллари Клинтон – 50, поэтому глубину памяти избирателей Клинтон можно принять равной одному условному шагу, а избирателей Трампа и неопределившихся – двум шагам (так как почти-период Клинтон меньше). Длительность одного шага примем равной 50 дням, тогда длительность всей 500-дневной избирательной кампании составит 10 шагов моделирования. В качестве одного из возможных вариантов для моделирования были выбраны значения вероятностей переходов между состояниями ячеек под действием внешних факторов, представленные в таблице.

Величины вероятностей переходов за один шаг при действии случайных внешних факторов

	Клинтон	Трамп	Неопределившиеся
Клинтон	0,790	0,030	0,180
Трамп	0,025	0,775	0,200
Неопределившиеся	0,272	0,235	0,493

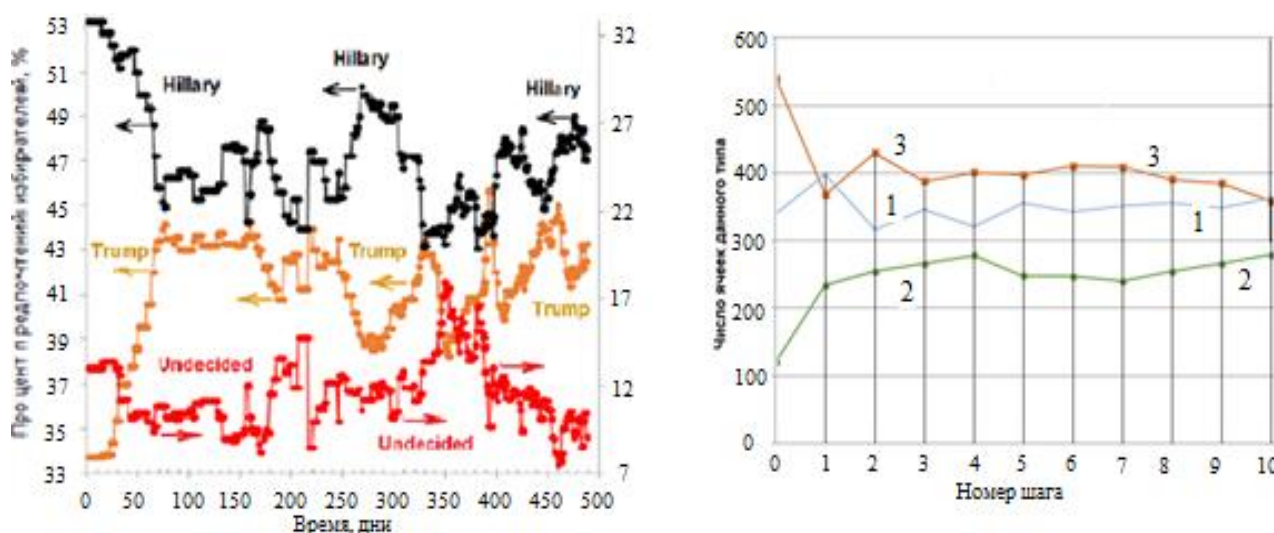


Рис. 3. Моделирование переходов клеточного автомата, описывающего избирательную кампанию в США Клинтон – Трамп
Fig. 3. Modeling transitions of the cellular automaton describing the election campaign in the USA Clinton – Trump

Результаты моделирования (рис. 3) показывают, что к концу избирательной кампании значения предпочтений избирателей практически сходятся к одной точке в районе 38%, что неплохо согласуется с наблюдаемыми значениями предпочтений избирателей на практике. Однако следует отметить, что полученные результаты дают в большей степени качественную оценку.

Заключение

1. Разработаны макрокинетическая (на основе системы дифференциальных уравнений, описывающих переходы между состояниями) и микрокинетическая (на основе стохастических клеточных уравнений с переменной памятью) модели описания группового поведения в социальных системах. Сравнение результатов поведения моделей с наблюдаемыми социологическими данными показывает, что они могут быть использованы для описания группового поведения в социальных системах, например группового выбора во время избирательных кампаний. Данные модели являются непротиворечивыми и могут взаимно дополнять друг друга при прогнозировании результатов выборов.

2. С целью получения значений параметров макро- и микрокинетических моделей на основе применения метода почти-периодических функций разработаны методики анализа временных рядов, описывающих сложные социальные процессы. При анализе социальных, в том числе электоральных, процессов использование методов, основанных на Фурье-преобразованиях, не является эффективным, поскольку их применение основано на том, что формирование колебаний представляет собой суперпозицию гармонических колебаний. Однако реальные процессы изменения предпочтений избирателей по механизмам их формирования могут не соответствовать этому условию и являются нелинейными в силу наличия человеческого фактора, приводящего к нечеткости, неопределенности и недетерминированности характеристик процессов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Bonica A., Rosenthal H.B., Rothman D.J.C. The political polarization of physicians in the United States: an analysis of campaign contributions to federal elections, 1991 through 2012 // *JAMA Internal Medicine*. 2014. V. 174, is. 8. P. 1308–1317.
2. Panagopoulos C. The dynamics of voter preferences in the 2010 congressional midterm elections // *Forum*. 2010. V. 8, is. 4. Article 9.
3. Mundim P.S. The press and the vote in the 2002 and 2006 Brazilian presidential campaigns // *Revista de Sociologia e Política*, 2012. V. 20, is. 41. P. 123–147.
4. Dassonneville R. Electoral volatility, political sophistication, trust and efficacy: a study on changes in voter preferences during the Belgian regional elections of 2009 // *Acta Politica*. 2012. V. 47, is. 1. P. 18–41.
5. Dewan T.A., Shepsle K.A.B. Political economy models of elections // *Annual Review of Political Science*. 2011. V. 14. P. 311–330.
6. Gormley I.C., Murphy T.B. A grade of membership model for rank data // *Bayesian Analysis*. 2009. V. 4, is. 2. P. 265–296.
7. Gasser L. social conceptions of knowledge and action: DAI foundations and open system semantics // *Artificial Intelligence*. 1991. V. 47, No. 1-3. P. 107–138.
8. Jennings N.R., Faratin P., Lomuscio A.R., Parsons S., Sierra C., Wooldridge M. Automated negotiation: prospects, methods and challenges // *International Journal of Group Decision and Negotiation*. 2001. V. 10, No. 2. P. 199–215.
9. Plikynas D., Raudys A., Raudys S. Agent-based modelling of excitation propagation in social media groups // *J. of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*. 2015. V. 27 (4). P. 1–16.
10. Easley D., Kleinberg J. *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a highly connected world*. Cambridge : Cambridge University Press, 2010.
11. Karsai M., In'iguez G., Kaski K., Kert'esz J. Complex contagion process in spreading of online innovation // *J. R. Soc. Interface*. 2014. V. 11. 20140694.
12. Centola D., Macy M. Complex contagions and the weakness of long ties // *Am. J. Sociol.* 2007. V. 113. P. 702–734.
13. Barrat A., Barth'elemy M., Vespignani A. *Dynamical processes on complex networks*. Cambridge : Cambridge University Press, 2008.
14. Watts D.J. A simple model of global cascades on random networks // *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*. 2002. V. 99. P. 5766–5771.
15. Gleeson J.P., Cahalane D.J. Seed size strongly affects cascades on random networks // *Phys. Rev. E*. 2007. V. 75. 056103.
16. Granovetter M., Soong R. Threshold models of diffusion and collective behavior // *J. Math. Sociol.* 1983. V. 9. P. 165–179.
17. Gleeson J.P. Binary-state dynamics on complex networks: Pair approximation and beyond // *Phys. Rev. X*. 2013. V. 3. 021004.
18. Gleeson J.P. High-accuracy approximation of binary-state dynamics on networks // *Phys. Rev. Lett.* 2012. V. 107. 068701.
19. Ya'gan O., Gligor V. Analysis of complex contagions in random multiplex networks // *Phys. Rev. E*. 2012. V. 86. 036103.
20. Nematzadeh A., Ferrara E., Flammini A., Ahn Y.-Y. Optimal network modularity for information diffusion // *Phys. Rev. Lett.* 2014. V. 113. 088701.
21. Singh P., Sreenivasan S., Szymanski B.K., Korniss G. Threshold-limited spreading in social networks with multiple initiators // *Sci. Rep.* 2013. V. 3. 2330.
22. Piedrah'ita P., Borge-Holthoefer J., Moreno Y., Arenas A. Modeling self-sustained activity cascades in socio-technical networks // *Europhys. Lett.* 2013. V. 104. 48004.
23. Kocsis G., Kun F. Competition of information channels in the spreading of innovations // *Phys. Rev. E*. 2011. V. 84. 026111.
24. Airoldi E.M., Blei D.M., Fienberg S.E., Xing E.P. Mixed membership stochastic blockmodels // *J. Mach. Learn. Res.* 2008. V. 9. P. 1981–2014.
25. Zhukov D., Khvatova T., Zaltsman A. Stochastic Dynamics of Influence Expansion in Social Networks and Managing Users' Transitions from One State to Another // *Proc. of the 11th European Conf. on Information Systems Management (ECISM)*. 2017. P. 322–329.

26. Khvatova T.Yu., Zaltsman A.D., Zhukov D.O. Information processes in social networks: Percolation and stochastic dynamics. CEUR // Workshop Proc. 2nd Int. Scientific Conf. "Convergent Cognitive Information Technologies", Convergent 2017. V. 2064. P. 277–288.
27. Khvatova T., Block M., Zhukov D., Lesko S. How to measure trust: the percolation model applied to intra-organisational knowledge sharing networks // J. of Knowledge Management. 2016. V. 20, is. 5. P. 918–935.
28. Zhukov D., Khvatova T., Lesko S., Zaltsman A. Managing social networks: applying Percolation theory methodology to understand individuals' attitudes and moods // Technological Forecasting and Social Change. 2018. V. 129. P. 297–307.
29. Hay J., Flynn D. How external environment and internal structure change the behavior of discrete systems // Complex Systems. 2016. V. 25 (1). P. 39–49.
30. Hay J., Flynn D. The effect of network structure on individual behavior // Complex Systems. 2014. V. 23 (4). P. 295–311.
31. Wang A., Wu W., Chen J. Social network rumors spread model based on cellular automata // Proc. 2014 10th Int. Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks. MSN. 2014.
32. Li J., Chen Z., Qin T. Document Using cellular automata to model evolutionary dynamics of social network // IET Conference Publications (644 CP). 2013. P. 200–205.
33. Левитан Б.М. Почти-периодические функции. М. : Гостехиздат, 1953.

Поступила в редакцию 10 февраля 2019 г.

Istratov L.A., Smichkova A.G., Zhukov D.O. (2020) MODELING GROUP BEHAVIOR BASED ON STOCHASTIC CELLULAR AUTOMATA WITH MEMORY AND SYSTEMS OF DIFFERENTIAL KINETIC EQUATIONS WITH DELAY. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravlenie vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Tomsk State University Journal of Control and Computer Science]. 51. pp. 45–54

DOI: 10.17223/19988605/51/5

The article describes a complex of microkinetic (based on cellular automata) and macrokinetic (based on systems of kinetic differential equations) models describing the group behavior of users in complex social systems. To assess the values of the parameters of the complex of models and use them to simulate the group behavior of voters, the sociological data of the electoral campaign of 2015–2016, selected by the US president, were processed using the method of almost periodic functions. With the help of the developed models, in particular, for example, electoral processes can be simulated, during which the choice of preferences from several possible ones is carried out. For example, with two candidates, the choice is made of three states: for candidate A, for candidate B and the undecided (candidate C). The dynamics of change in preferences of voters are described graphically by a diagram of possible transitions between states, on the basis of which one can obtain a system of differential kinetic equations describing the specified process. In the developed model of stochastic cellular automata with variable memory, at each step of the process of interaction between its cells, a new network of random connections is established, the minimum and maximum number of which is chosen from the specified range. At the initial time, each type of cell is assigned a numeric parameter that specifies the number of steps during which it will retain its type (cell memory). The transition of cells between states is determined by the total number of cells of different types with which there was interaction at a given number of memory steps. After a number of steps equal to the depth of the memory, it passes to the type that had the maximum value of its sum. The effect of external factors (eg, media) on changes in node types, for each step, can be specified using the transition probability matrix. The conducted studies show a good agreement between the data observed in sociology and theoretical calculations.

Keywords: group behavior; conversion charts; stochastic cellular automata; kinetic differential equations.

ISTRATOV Leonid Andreevich (Russian Technological University (MIREA), Moscow, Russian Federation).
E-mail: kuyahstibov@gmail.com

SMYCHKOVA Anna Gulamovna (Russian Technological University (MIREA), Moscow, Russian Federation).
E-mail: nsmych@yandex.com

ZHUKOV Dmitry Olegovich (Doctor of Technical Sciences, Professor, Russian Technological University (MIREA), Moscow, Russian Federation).
E-mail: zhukovdm@ya.ru

REFERENCES

1. Bonica, A., Rosenthal, H.B. & Rothman, D.J.C. (2014) The political polarization of physicians in the United States: An analysis of campaign contributions to federal elections, 1991 through 2012. *JAMA Internal Medicine*. 174(8). pp. 1308–1317. DOI: 10.1001/jamainternmed.2014.2105
2. Panagopoulos, C. (2010) The dynamics of voter preferences in the 2010 congressional midterm elections. *Forum*. 8(4). Article number 9. DOI: 10.2202/1540-8884.1402
3. Mundim, P.S. (2012) The press and the vote in the 2002 and 2006 Brazilian presidential campaigns. *Revista de Sociologia e Politica*. 20(41). pp. 123–147.
4. Dassonneville, R. (2012) Electoral volatility, political sophistication, trust and efficacy: A study on changes in voter preferences during the Belgian regional elections of 2009. *Acta Politica*. 47(1). p. 18–41. DOI: 10.1057/ap.2011.19

5. Dewan, T.A. & Shepsle, K.A.B. (2011) Political economy models of elections. *Annual Review of Political Science*. 14. pp. 311–330. DOI: 10.1146/annurev.polisci.12.042507.094704
6. Gormley, I.C. & Murphy, T.B. (2009) A grade of membership model for rank data. *Bayesian Analysis*. 4(2). pp. 265–296. DOI: 10.1214/09-BA410
7. Gasser, L. (1991) Social Conceptions of Knowledge and Action: DAI Foundations and Open System Semantics. *Artificial Intelligence*. 47(1–3). pp. 107–138. DOI: 10.1016/0004-3702(91)90052-L
8. Jennings, N.R., Faratin, P., Lomuscio, A.R., Parsons, S., Sierra, C. & Wooldridge, M. (2001) Automated negotiation: prospects, methods and challenges. *International Journal of Group Decision and Negotiation*. 10(2). pp. 199–215. DOI: 10.1023/A:1008746126376
9. Plikynas, D., Raudys, A. & Raudys, S. (2015) Agent-based modelling of excitation propagation in social media groups. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*. 27(4). pp. 1–16. DOI: 10.1080/0952813X.2014.954631
10. Easley, D. & Kleinberg, J. (2010) *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a highly connected world*. Cambridge: Cambridge University Press.
11. Karsai, M., In'iguez, G., Kaski, K. & Kert'esz, J. (2014) Complex contagion process in spreading of online innovation. *Journal of the Royal Society Interface*. 11. DOI: 10.1038/srep02330
12. Centola, D. & Macy, M. (2007) Complex contagions and the weakness of long ties. *American Journal of Sociology*. 113. pp. 702–734. DOI: 10.1086/521848
13. Barrat, A., Barth'e'lemy, M. & Vespignani, A. (2008) *Dynamical processes on complex networks*. Cambridge: Cambridge University Press.
14. Watts, D.J. (2012) A simple model of global cascades on random networks. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 99. pp. 5766–5771. DOI: 10.1073/pnas.082090499
15. Gleeson, J.P. & Cahalane, D.J. (2007) Seed size strongly affects cascades on random networks. *Physical Review*. E 75. 056103. DOI: 10.1103/PhysRevE.75.056103
16. Granovetter, M. & Soong, R. (1983) Threshold models of diffusion and collective behavior. *Journal of Mathematical Sociology*. 9. pp. 165–179. DOI: 10.1080/0022250X.1983.9989941
17. Gleeson, J.P. (2013) Binary-state dynamics on complex networks: Pair approximation and beyond. *Physical Review*. X 3. 021004. DOI: 10.1103/PhysRevX.3.021004
18. Gleeson, J.P. (2011) High-accuracy approximation of binary-state dynamics on networks. *Physical Review Letters*. 107. 068701. DOI: 10.1103/PhysRevLett.107.068701
19. Ya'gan, O. & Gligor, V. (2012) Analysis of complex contagions in random multiplex networks. *Physical Review*. E 86. 036103. DOI: 10.1103/PhysRevE.86.036103
20. Nematzadeh, A., Ferrara, E., Flammini, A. & Ahn, Y.-Y. (2014) Optimal network modularity for information diffusion. *Physical Review Letters*. 113. 08870. DOI: 10.1103/PhysRevLett.113.088701
21. Singh, P., Sreenivasan, S., Szymanski, B. K. & Korniss, G. (2013) Threshold-limited spreading in social networks with multiple initiators. *Scientific Reports*. 3. 2330. DOI: 10.1038/srep02330
22. Piedrah'ita, P., Borge-Holthoefer, J., Moreno, Y. & Arenas, A. (2013) Modeling self-sustained activity cascades in socio-technical networks. *Europhysics Letters*. 104. 48004. DOI: 10.1093/cmnet/cnt006
23. Kocsis, G. & Kun, F. (2011) Competition of information channels in the spreading of innovations. *Physical Review*. E 84. 026111. DOI: 10.1103/PhysRevE.84.026111
24. Airolidi, E.M., Blei, D.M., Fienberg, S.E. & Xing, E.P. (2008) Mixed membership stochastic blockmodels. *Journal of Machine Learning Research*. 9. pp.1981–2014.
25. Zhukov, D., Khvatova, T. & Zaltsman, A. (2017) Stochastic Dynamics of Influence Expansion in Social Networks and Managing Users' Transitions from One State to Another. *Proc. of the 11th European Conference on Information Systems Management, ECISM*. pp. 322–329.
26. Khvatova, T.Yu., Zaltsman, A.D. & Zhukov, D.O. (2017) Information processes in social networks: Percolation and stochastic dynamics. *CEUR Workshop Proc. 2nd Int. Scientific Conf. "Convergent Cognitive Information Technologies"*, Convergent. vol. 2064. pp. 277–288.
27. Khvatova, T., Block, M., Zhukov, D. & Lesko, S. (2016) How to measure trust: the percolation model applied to intra-organisational knowledge sharing networks. *Journal of Knowledge Management*. 20(5). pp. 918–935. DOI: 10.1108/JKM-11-2015-0464
28. Zhukov, D., Khvatova, T., Lesko, S. & Zaltsman, A. (2018) Managing social networks: applying Percolation theory methodology to understand individuals' attitudes and moods. *Technological Forecasting and Social Change*. 129. pp. 297–307. DOI: 10.1016/j.techfore.2017.09.039
29. Hay, J. & Flynn, D. (2016) How external environment and internal structure change the behavior of discrete systems. *Complex Systems*. 25(1). pp. 39–49. DOI: 10.25088/ComplexSystems.25.1.39
30. Hay, J. & Flynn, D. (2014) The effect of network structure on individual behavior. *Complex Systems*. 23(4). pp. 295–311. DOI: 10.25088/ComplexSystems.23.4.295
31. Wang, A., Wu, W. & Chen, J. (2014) Social network rumors spread model based on cellular automata. *Proc. - 2014 10th Int. Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks, MSN*. DOI: 10.1109/MSN.2014.39
32. Li, J., Chen, Z. & Qin, T. (2013) Using cellular automata to model evolutionary dynamics of social network. *IET Conference Publications (644 CP)*. pp. 200–205. DOI: 10.1049/cp.2013.2283
33. Levitan, B.M. (1953) *Pochti-periodicheskie funktsii* [Almost-periodic functions]. Moscow: Gostekhizdat.