

УДК 004.942

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОЦЕССА РАСПРОСТРАНЕНИЯ КОНТЕНТА В СОЦИАЛЬНЫХ МЕДИА В СРЕДЕ ANYLOGIC

Мармыш Е.С., Стрекаловская Е.В., Сырвачева Е.Р., Замятина Е.Б. (Пермь)

Введение

Социальные сети – это веб-платформы и приложения, которые позволяют взаимодействовать с контентом различных типов (текстом, фотографиями, видео и аудио) и предоставляют пользователю возможность взаимодействовать с другими пользователями, оценивать и комментировать контент, а также распространять его посредством лайков, репостов и сообщений.

В России среди популярных социальных сетей наибольшей популярностью пользуется социальная сеть Вконтакте (ВК). ВК – платформа, на которой зарегистрированы 9 из 10 российских пользователей. Еще одна популярная платформа – «Одноклассники» (7 из 10 пользователей зарегистрированы в Одноклассниках). ВК и Одноклассники позволяют пользователям не только общаться друг с другом, но и комментировать публикации, организовывать мероприятия, то есть являются каналом распространения информации [1], в том числе распространения рекламных продуктов, услуг, материалов для обучения. Быстрое и надежное распространение рекламы, несомненно, выгодно для бизнеса. Есть и другая сторона этого процесса – распространение нежелательной информации. Так или иначе, изучение процесса распространения информации, параметров, повлиявших на этот процесс, или, наоборот, вопросы сдерживания информации, актуально и важно [2].

Для изучения и проведения исследований были выбраны методы имитационного моделирования, а в качестве инструмента использована система имитационного моделирования AnyLogic [3]. В отличие от методов, используемых в SNA (Social Network Analysis), которые в основном изучают структурные характеристики социальных сетей, методы имитационного моделирования позволяют рассматривать процесс в динамике, выявлять причины, которые могут вызвать те или иные события.

Существуют различные подходы к проведению имитационных экспериментов. Объектом этих экспериментов могут быть как реальные, так и виртуальные социальные сети [4, 5]. В данной статье речь идет о виртуальных социальных сетях, т.е. моделях реальных социальных сетей, а точнее, о модели Барабаши-Альберта [6, 7, 8, 9].

Статья имеет следующую структуру: представлен анализ публикаций, в которых рассматриваются вопросы распространения информации в социальных сетях, рассмотрена математическая модель социальных сетей, представлены модели распространения информации, основные метрики, которые используют для оценки скорости распространения информации и, наконец, результаты имитационных экспериментов.

Краткий обзор имитационных исследований, связанных с процессом распространения информации в социальных сетях

Методы имитационного моделирования успешно применяются для изучения процесса распространения информации в социальных сетях.

Так, авторы статьи [10] исследуют роль «влиятельного» человека в поляризации мнений в социальных сетях. Авторы построили агентную имитационную модель и провели серию экспериментов. Известно, что общество поляризуется, если нет согласия по каким-то важным вопросам. Эксперименты показали, что если «влиятельный» человек имеет экстремистские взгляды, то скорость поляризации

пользователей в сети быстро возрастает и зависит от степени их активности и размера покрытия сети. Если влиятельный человек имеет нейтральные взгляды, то поляризация зависит от толерантности общества. Скорость поляризации имеет высокие значения, если общество консервативно. Так или иначе, результаты экспериментов целесообразно использовать при проведении различных кампаний, использующих социальные сети «влиятельных» лиц и процессы распространения в них информации об общественном мнении.

Продолжая разговор о наиболее влиятельных пользователях, стоит обратить внимание на работу [11]. В ходе исследования распространения информации в графе реальной социальной сети авторами было выявлено, что связность вершины, через которую происходит распространение информации, напрямую влияет на охват вершин, которые получают эту информацию. Кроме того, было отмечено, что в графе присутствуют «особые» вершины, которые могут способствовать повышению эффективности распространения информации в сети. Это связано с тем, что «особые» обладают различными свойствами центральности.

В работе [12] особое внимание уделяется зависимости активизации действий пользователей социальных сетей от внешних событий. В этой статье представлены модели стимулов/реакций, которые описывают, как социальные сети реагируют на внешние события, которые имеют к ним отношение. Представлены два тематических исследования для проверки обоснованности различных моделей. Один из них исследует реакцию онлайн сетей на события, связанные с избирательным кризисом в Венесуэле. Другой анализирует онлайн-реакцию на развитие Китайско-Пакистанского экономического коридора (КПЭК). Эти тематические исследования показывают, что простые модели стимулов/реакций могут предсказывать совокупные онлайн-тенденции.

Авторы статьи [13] обсуждают новый аспект модели социальных сетей, точнее, авторы утверждают, что плотность социальной сети увеличивается, со временем формируются новые границы. Исследования изучают формирование общих знаний посредством местных взаимодействий. Особое внимание уделяется структурам социальных сетей.

Авторы статьи [14] исследовали различные стратегии распространения знаний в сети сотрудников академического центра. Для этого была разработана динамическая модель (с использованием метода Монте-Карло). Стратегия распространения знаний в данном исследовании предполагает выбор агентов, которые первоначально будут распространять знания. Рассматривались четыре стратегии: (1) первые пять агентов, выбранные по степени центральности; (2) 5 агентов с большим количеством опубликованных работ; (3) первые пять агентов, выбранные по промежуточной центральности; (4) 5 центральных агентов в кластерах. Результаты исследования показали, что наибольшее влияние на распространение знаний оказала стратегия, в котором агенты отбирались по принципу центральности в кластерах.

Итак, как следует из приведенных выше публикаций, авторы изучают факторы, влияющие на скорость распространения информации в социальных сетях, учитывая влиятельность пользователя сети, активность пользователя, значения таких метрик, как центральность и т.д. Ниже представлены результаты исследований, которые рассматривают влияние таких факторов, как направленные и симметричные двунаправленные связи в социальных медиа, публикационная активность, степень влияния пользователя в социальной сети.

Математическая модель социальных онлайн сетей

Социальная онлайн сеть – это абстракция, определяющая взаимодействие людей в инфраструктуре Интернета. Обычно социальную сеть представляют в виде графа. Узлы и ребра представляют пользователей и отношения между ними соответственно. В этой статье социальный граф обозначается $G = (V, E)$, где $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$, $N = |V|$ и $E \subseteq V \times V$ представляют собой множества вершин и ребер графа. Если $e_{ij} \in E$, это означает, что между узлами v_i и v_j существует связь, и тогда эти узлы называются соседями. Соседи образуют множество $Neigb_i$ соседей узла v_i . Мощность этого множества $d_i = |Neigb_i|$. Вес $0 \leq w_{ij} \leq 1$ может быть связан с каждым ребром e_{ij} , указывая меру влияния узла v_i на v_j и наоборот, т. е. насколько вероятно (значения веса ближе к 1) или маловероятно (значения веса ближе к 0), что узлы v_i и v_j взаимно влияют друг на друга. В некоторых исследованиях сеть рассматривается как ориентированный граф. В ориентированном графе $e_{ij} \in E$ означает, что v_i является соседом v_j , а v_j – внешним соседом v_i . Это означает, что влияние не является двунаправленным: если один узел влияет на другой, то это не означает, что всегда верно обратное. В качестве моделей социальных сетей часто используются случайные графы [7], а именно: граф Эрдёши-Реньи, граф Барабаши-Альберта и др.

Для изучения случайных графов полезно определить характерные метрики, перечислим некоторые из них: (1) транзитивность связей – указывает на увеличение вероятности возникновения связей между агентами, имеющими связи с одинаковыми вершинами; (2) однородность – указывает на степень проявления связей между сходными агентами (по полу, возрасту, интересам); (3) центральность – метрика, позволяющая определить значимость или влияние конкретного узла или группы узлов в сети; (4) ассортативность – склонность к образованию связей между вершинами большой степени [8].

Модели диффузии

Для моделирования процесса распространения информации и определения влияния исходного набора узлов были предложены различные диффузионные модели. Модели диффузии предназначены для описания процесса распространения на основе некоторых сетевых наблюдений. Существует три основных класса широко используемых диффузионных моделей [15]: пороговые модели, каскадные модели и эпидемические модели.

Наиболее популярной пороговой моделью является модель линейного порога (LT). Каждый узел v_i имеет порог активации l_i и может быть активным или неактивным во время распространения информации в модели. В каждый момент времени t неактивный узел может изменить свое состояние, если превышен порог активации (он зависит от количества активных соседей в момент времени $t-1$). В конце моделирования количество активных узлов указывает на влияние начального набора узлов распространения.

Самая популярная каскадная модель – модель независимого каскада (IC). Каждый узел может находиться как в активном, так и в неактивном состоянии (как и в предыдущей модели). В момент $t = 0$ активируется некоторое начальное подмножество узлов. В каждой временной метке $t > 0$ каждый узел v_i , активированный в $t-1$, имеет один шанс активировать каждого из своих соседей v_j с вероятностью α . Затем эти узлы переходят в неактивное состояние. Этот процесс продолжается до тех пор, пока ни один узел не будет активирован в метке времени t . Количество узлов, активированных во время процесса, указывает на влияние начальных узлов (узлов-расширителей).

Модель «восприимчивые-инфицированные-выздоровевшие» (SIR или Classical Susceptible-Infected-Recovered Model) является широко используемой эпидемической

моделью в литературе. В этой модели каждый узел может находиться в восприимчивом (SU), зараженном (IN) или восстановленном (RE) состоянии. В метке времени $t = 0$ начальным узлам расширителя присваивается значение IN , а всем остальным узлам присваивается значение SU . В каждой временной метке $t > 0$ каждый зараженный узел v_i переходит в восстановленное состояние с вероятностью β после попытки заразить каждого из своих восприимчивых соседей с вероятностью α . Процесс заражения продолжается до тех пор, пока в графе не останется ни одного зараженного узла. В конце процесса количество восстановленных узлов отражает влияние исходного набора расширителей.

В данной работе в качестве модели случайного графа выбрана модель Барабаши-Альберта [9], так как она наиболее близко соответствует социальной сети. В качестве моделей распространения были выбраны эпидемические модели SIR и SEIR (Susceptible-Exposed-Infected-Recovered Model). Для оценки эффективности распространения рассматриваются метрики центральности.

Метрики центральности

Степень центральности вершины i , вычисляемая по формуле (1), определяется как количество вершин, смежных с вершиной i [16]:

$$C_D(i) = \sum_{j=1}^n a(i, j) \quad (1)$$

Здесь $a(i, j) = 1$ тогда и только тогда, когда вершины i и j соединены между собой ребром, иначе $a(i, j) = 0$. Значение n в верхнем пределе суммирования определяется общим количеством вершин графа.

Центральность по близости зависит от расстояния между вершинами графа. Формула расчета этой метрики приведена далее – в формуле (2):

$$C_C(i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^n d(i, j)} \quad (2)$$

Здесь $d(i, j)$ – кратчайшее расстояние между вершинами i и j . Значение n определяется общим количеством вершин. Так, эта метрика позволяет определить, насколько каждый отдельный узел близок ко всем остальным узлам в сети, путем расчета величины, обратной сумме длин кратчайших путей от i -ой вершины до всех остальных вершин сети.

Центральность по посредничеству показывает количество кратчайших путей между всеми узлами сети, проходящих через конкретный узел [10]. Расчет этой метрики приведен в формуле (3):

$$C_B(i) = \sum_j^n \sum_k^n \frac{g_{jk}}{g_{jk}(i)}, \quad (i \neq k \neq j) \quad (3)$$

Здесь g_{jk} – общее количество кратчайших путей от узла j до узла k , а $g_{jk}(i)$ – количество кратчайших путей между вершинами j и k , проходящих через вершину i . Значение n определяется общим количеством вершин графа.

Программные средства моделирования

Для имитационных экспериментов была выбрана система моделирования AnyLogic [3]. Система моделирования интересна тем, что поддерживает три подхода к

имитационному моделированию: системную динамику, процессно-ориентированный и агентный подходы.

Агентный подход характеризуется тем, что моделируемый объект представляет собой совокупность взаимодействующих агентов, действующих по определенным сценариям.

Для изучения факторов, влияющих на процесс распространения информации в социальных сетях, были построены агентные имитационные модели, в которых пользователи взаимодействуют друг с другом. Основой для построения этих моделей послужили модель Барабаши-Альберта и эпидемические модели SIR и SEIR.

Рассмотрим эти модели и результаты имитационных экспериментов.

Исследование факторов, влияющих на процесс распространения информации в социальных медиа

Подробнее рассмотрим агентную имитационную модель, предназначенную для изучения *влияния направленных и симметричных двунаправленных связей* на процесс распространения информации в социальных сетях.

Прежде всего, определим, что будем понимать под направленными и двунаправленными связями: (1) В направленных связях существует определенное направление передачи информации. Так, если у какого-либо пользователя сети имеется подписка на блог, то соединение считается направленным, информация поступает (направленно) от блоггера пользователю, считается, что блоггер «воздействует» на подписчика, он является инициатором; (2) Отношения, существующие между друзьями, будут считаться двусторонними. Информация с одинаковой вероятностью будет отправлена от одного пользователя другому и наоборот; (3) Число пользователей, для которых предназначена информация, может быть ограничено, если соединения являются направленными. Если связи двунаправленные, то информация может передаваться разными маршрутами, она быстрее достигает цели.

Для моделирования алгоритма передачи контента между пользователями сети воспользуемся эпидемическими моделями SIR и SEIR. Модель SEIR расширяет SIR путем добавления состояния готовности к заражению и связанного с ним параметра «латентность». Пользователи сети представлены агентами, которые характеризуются состояниями и параметрами. Изначально все агенты восприимчивы к заражению.

Когда агент в состоянии «восприимчивый» получает сообщение «инфекция», это означает, что он получил информацию от другого инфицированного агента и меняет свое состояние с «восприимчивого» на «инфицированный». Теперь он «инфицирован» и может распространять информацию среди своих друзей. Инфицированный агент, продолжая взаимодействовать с другими агентами и передавая им полученную информацию, способствует распространению контента в сети.

Рассмотрим параметры модели: (1) Количество пользователей «users_size». Этот параметр определяет общее количество пользователей (агентов) в сети. Он указывает количество узлов сети, которые будут участвовать в имитационном эксперименте и взаимодействовать друг с другом; (2) Продолжительность действия инфекции «infection_duration»: этот параметр определяет продолжительность времени, в течение которого пользователь остается инфицированным; (3) Степень «стойкости» инфекции: параметр определяет вероятность передачи инфекции от инфицированного агента к восприимчивому агенту в момент контакта агентов; (4) Частота «контакта» – этот параметр определяет частоту, с которой агенты в сети взаимодействуют друг с другом. Значения параметров можно настраивать и изменять для изучения различных сценариев. Когда временной интервал, связанный с длительностью заболевания

(возбудитель инфицирован), заканчивается, инфицированный агент переходит в состояние «выздоровевший».

Изменение параметров может иметь заметные последствия для распространения информации. Так, например, рассматривая влияние размера популяции и частоты контакта, можно наблюдать следующий эффект: увеличение этих параметров ускоряет распространение инфекции, то есть информация распространяется быстрее. В эксперименте с группой с двунаправленными связями (рис. 1), состоящей из 200 пользователей, где каждый из них имеет в среднем 10 контактов в день, полное выздоровление происходит за 33 дня, охватывая заражение на 150 пользователей. Во втором эксперименте с направленными связями (рис. 2) у 200 пользователей полное выздоровление происходит за 5-6 дней, большая часть агентов популяции не подвергается заражению. Помимо этого, можно рассмотреть роль периода латентности и интервала времени в течение которых пользователь остается «скрытым». Эти параметры, играют важную роль в формировании длительности процесса распространения информации. Увеличение значений этих показателей обеспечивает продолжительное распространение информации, укрепляя надежность передачи информации в более широкой пользовательской базе. В эксперименте с двунаправленными связями модели SEIR (рис. 3) латентный период равен 2 дням. Информация перестает распространяться к 45 дню.

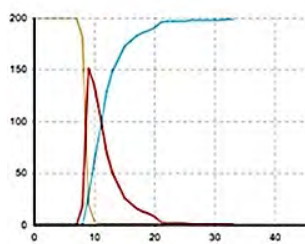


Рис. 1. Эксперимент 1:
двунаправленные связи

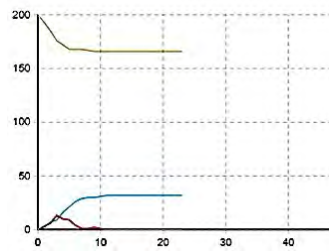


Рис. 2. Эксперимент 2:
направленные связи

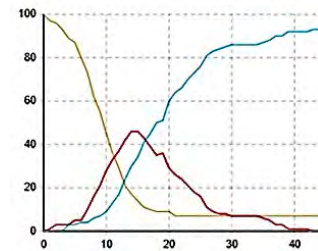


Рис. 3. Эксперимент 3:
двунаправленные связи

На приведенных иллюстрациях (рис. 1-3) желтым цветом обозначено изменение количества пользователей, находящихся в состоянии «восприимчивый», в зависимости от времени (на оси абсцисс расположена временная шкала в днях); бордовым цветом – изменение количества агентов, находящихся в состоянии «инфицированный»; голубым – количества пользователей, в состоянии «выздоровевший».

Кроме того, стоит обращать внимание на выбор конкретных пользователей в сети. Это подразумевает фокус на пользователях с обширными связями. Эти пользователи, часто называемые «хабами», играют центральную роль в распространении информации из-за своего влиятельного положения в сети. Разные стратегии для увеличения количества пользователей, которые получают информацию, значительно усиливают охват и скорость распространения информации во всей сети. В эксперименте (рис. 4) с выбранными 2 «блоггерами», которые имеют наибольшее количество связей, информация распространилась в первые 2 дня.

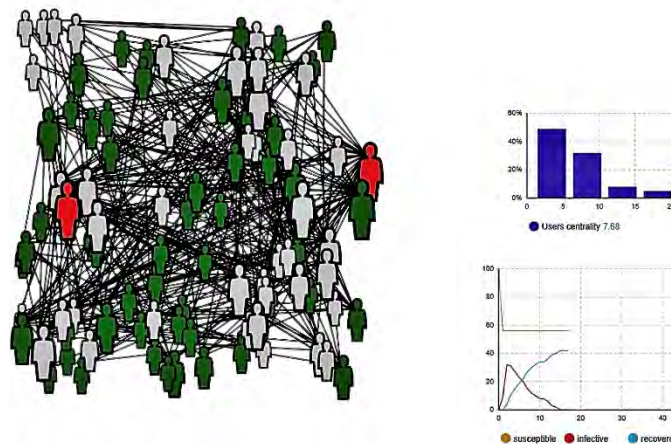


Рис. 4. Эксперимент с направленными связями, 2 агента с наибольшим числом связей

Согласно результатам проведенных экспериментов, касающихся активности пользователей, выявлено, что при высокой активности пользователей количество людей, получивших информацию, выше. Соответственно, данный параметр повышает охваты, и социальная сеть продвигает контент, предлагая его пользователям. При более низкой активности количество людей, получивших информацию, снижается. Изменение активности пользователей имеет прямую связь с результатом, причем чем выше активность, тем больше людей получает информацию. Полученные выводы согласуются с работами [11, 17].

Далее рассмотрим влияние на процесс распространения информации таких параметров, как *публикационная активность и уровень реализации потенциала влияния*. В опубликованных работах они рассматриваются преимущественно с точки зрения выявления наиболее влиятельных пользователей [17, 18, 19, 20]. При этом оба параметра исследуют вместе как характеристики, присущие каждому пользователю социальной сети. В работе [17] авторы утверждают, что самыми влиятельными пользователями социальной сети могут быть названы агенты, имеющие наибольшие значения метрик центральности. В работе [21] под публикационной активностью понимают общее число опубликованных пользователем материалов, имеющих отношение к определенной теме. Однако, интерес также представляет ситуация, когда параметр публикационной активности, отображающий количество опубликованных материалов, выступает как инструмент таргетированной рекламы, оказывающий влияние представлением контента всей целевой аудитории (всем участникам процесса распространения информации). Параметр уровня реализации потенциала влияния при этом интересно изучить как характеристику каждого пользователя социальной сети, в соответствии с которой и определяется его поведение при распространении контента в социальных медиа.

Более подробно рассмотрим модель, в которой исследуется влияние публикационной активности и уровня реализации потенциала влияния. Всех агентов, участвующих в процессе распространения информации, разделим на группы в зависимости от количества социальных связей (учитываем процент связей выбранного агента от общего числа агентов популяции (рис. 5)). Так, были сформированы следующие группы: (1) у агента имеются связи с 10% популяции и менее; (2) количество связей агента соответствует 21-30% популяции; (3) число связей варьируется от 31 до 40% включительно; (4) число связей агента равно 41-50% популяции; (5) у агента имеются связи более чем с 50% от общего числа агентов. Помимо экспериментов с варьированием индивидуального параметра у агентов,

входящих в выделенные группы, были реализованы эксперименты, при которых у всех агентов уровень реализации потенциала влияния был одинаковым.

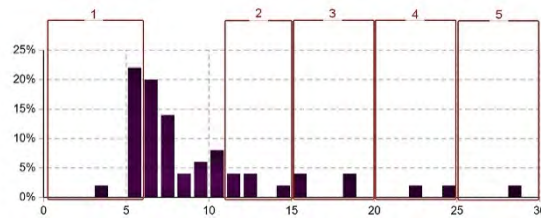


Рис. 5. Разделение агентов на группы по степени центральности

Диаграммы состояний, характеризующие процесс распространения контента, были созданы на основе моделей SIR (рис. 6) и SEIR (рис. 7). Состояние *Infected_Publisher* – это дополнительное состояние, включенное в модель для изучения влияния параметра публикационной активности на исследуемый процесс. Этот параметр является отражением количества опубликованных материалов за определенный временной промежуток и выступает инструментом таргетированной рекламы. В разработанной модели агенты переходят в состояние пользователя-распространителя только в двух случаях: когда видят контент, публикуемый для всех, и когда получают информацию от агента (друга), который уже находится в состоянии инфицированного.

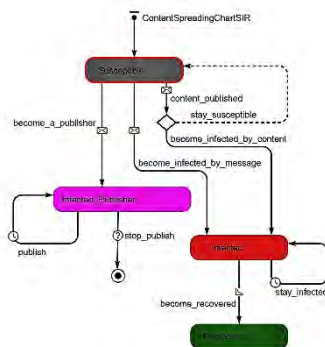


Рис. 6. Content Spreading Chart (SIR)

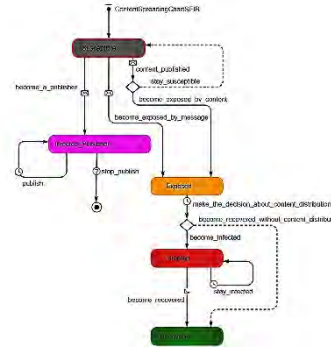


Рис. 7. Content Spreading Chart (SEIR)

В модели SEIR состоянию инфицированного предшествует состояние, в котором агент принимает решение – заинтересован ли он в активном участии в процессе распространения увиденного контента. Это решение определяется вероятностью, зависящей от значения индивидуального параметра уровня реализации потенциала влияния. Активность агентов-распространителей в разработанной модели задают таймаутом, который зависит как от количества контактов пользователя с другими агентами модели, осуществляемых за определенный временной промежуток, так и от его уровня реализации потенциала влияния. Потеря интереса к процессу распространения и соответствующий этому событию переход из состояния зараженных в состояние выздоровевших выполняется с заданной интенсивностью, определяемой средним временем, на протяжении которого агенты заинтересованы в распространении контента. В качестве агента, инициирующего процесс распространения информации, выбирают агента с наиболее вероятным количеством связей (модальное значение, в нашем случае (рис. 5) у большинства агентов моделируемой социальной сети: 5 связей). При проведении экспериментов в качестве первого пользователя-распространителя выбирают одного и того же агента.

В результате в модели SIR положительный эффект от увеличения параметра публикационной активности, заключающийся в увеличении скорости распространения информации и увеличении числа осведомленных агентов, проявляется максимально

сильно при увеличении этого параметра у агента с наибольшей степенью центральности (группа 5). Говоря про снижение параметра уровня реализации потенциала влияния выявлено, что помимо значения индивидуального параметра, важен не только момент времени получения информации агентом, но и количество агентов, входящих в группу, значение индивидуального параметра членов которой изменяется в меньшую сторону.

В случае модели SEIR при увеличении индивидуального параметра у агента, обладающего максимальным числом связей, не было выявлено положительного эффекта на скорость распространения контента. При снижении уровня реализации потенциала влияния у этого агента наблюдалось как снижение итогового числа осведомленных агентов, так и снижение скорости распространения информации. Наилучший эффект с точки зрения скорости в совокупности с лучшим результатом охвата аудитории выявлен при повышении индивидуального параметра у агентов, входящих в группу 4.

В целом, результаты проведения экспериментов свидетельствуют о том, что при изучении возможности распространения контента в социальных сетях с учетом публикационной активности и уровня реализации потенциала влияния важен не только учет этих параметров, но и учет момента времени, когда агент, значение индивидуального параметра которого изменяется, получает информацию. Также выявлено, что оказание стимулирующего воздействия, способствующего повышению уровня реализации потенциала влияния пользователей социальных сетей, количество социальных связей которых выше среднего, позволит повысить эффективность распространения контента. Помимо этого, установлено, что варьирование параметра уровня реализации потенциала влияния агентов не определяет длительность нахождения информации в сети, так как все зависит от того, когда именно последние агенты-распространители потеряют интерес к распространению информации.

Выводы и направления дальнейших исследований

Подводя итог, следует сказать, что исследование процесса распространения информации в социальных медиа при применении методов имитационного моделирования в AnyLogic позволяет выявить особенности процесса распространения контента, зависящие от различных свойств, характеризующих как моделируемую социальную сеть, так и агентов, выступающих в роли ее пользователей. Такие параметры, как направленность связей, влияние пользователей, публикационная активность и уровень реализации потенциала влияния, выступают факторами, влияющими на процесс распространения контента в социальных сетях. Увеличение периода латентности и интервала времени, в течение которых пользователь остается «скрытым», обеспечивает продолжительное распространение информации. При этом повышение публикационной активности и уровня реализации потенциала влияния может ускорить процесс распространения информации и увеличить число осведомленных пользователей.

В ходе исследования была обнаружена важность учета индивидуальных параметров каждого пользователя и их взаимодействия в группе с точки зрения повышения эффективности управления процессом распространения информации в социальной сети. Результаты работы могут быть использованы модераторами групп в социальных сетях при решении управленческих и маркетинговых задач.

В будущих исследованиях планируется добавить в модели возможность изменения вероятности получения информации выбранным агентом, а также точнее определить время, в течение которого агент будет продолжать распространять контент среди своих социальных связей. Это позволит модели учитывать возможность

заклучения соглашений о распространении информации с одним или несколькими агентами. Кроме того, в дальнейшем возможно использование разработанных имитационных моделей для исследования процесса распространения контента в реальных социальных сетях, учитывая публикационную активность, уровень влияния пользователей, а также направленность социальных связей.

Литература

1. Dombrovskaya A.Y. Representation of the Russian Youth Civil Activity in Social Media // *Monitoring of Public Opinion: Economic and Social Changes*. 2021. №6. P. 203–225.
2. Gubanov D., Chkhartishvili A. A conceptual approach to the analysis of online social networks // *Large-Scale Systems Control*. 2013. P. 222–236.
3. AnyLogic. URL: <https://www.anylogic.ru/> (дата обращения: 29.09.2023).
4. Zhao N., Cheng X., Guo X. Impact of information spread and investment behavior on the diffusion of internet investment products // *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2018. Vol. 512. P. 427–436. DOI: 10.1016/J.PHYSA.2018.08.075
5. Gatti M. et al. Large-Scale Multi-Agent-Based Modeling and Simulation of Microblogging-Based Online Social Network // Alam, S., Parunak, H. (eds) *Multi-Agent-Based Simulation XIV. MABS 2013. Lecture Notes in Computer Science*. 2014. Vol. 8235. P. 17–33. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-642-54783-6_2
6. Usanin A., Zimin I., Zamyatina E. Study of Strategies for Disseminating Information in Social Networks Using Simulation Tools // van der Aalst, W.M.P., et al. *Analysis of Images, Social Networks and Texts. AIST 2020. Lecture Notes in Computer Science*. 2021. Vol. 12602. P. 303–315. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-72610-2_23
7. Raigorodskii A.M. Random graph models and their application // *Proceedings of Moscow Institute of Physics and Technology (State University)*. 2010. P.130–140
8. Dmitriev I., Zamyatina E. How to Prevent Harmful Information Spreading in Social Networks Using Simulation Tools // van der Aalst, W., et al. *Analysis of Images, Social Networks and Texts. AIST 2019. Communications in Computer and Information Science*. 2020. Vol. 1086. P. 201–213. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-39575-9_21
9. Barabási A.-L., Réka A. Emergence of Scaling in Random Networks // *Science*. 1999. Vol. 286. №5439. P. 509–512. DOI: 10.1126/science.286.5439.509
10. Betts J.M., Bliuc A.-M. The Effect of Influencers on Societal Polarization // *Proceedings of the 2022 Winter Simulation Conference (WSC)*, Singapore. 2022. P. 370–381. DOI: 10.1109/WSC57314.2022.10015491
11. Бадрызлов В.А., Юдина М.Н. исследование процессов распространения информации в социальной сети методом имитационного моделирования // *Имитационное моделирование. Теория и практика: десятая всероссийская научно-практическая конференция по имитационному моделированию и его применению в науке и промышленности (ИММОД-2021)*. 2021. С. 89–94.
12. Shao H. et al. Simulating Online Social Response: A Stimulus/Response Perspective // *Proceedings of the 2021 Winter Simulation Conference (WSC)*, Phoenix, AZ, USA. 2021. P. 1–12. DOI: 10.1109/WSC52266.2021.9715347
13. Kuhlman C.J., Ravi S.S., Korkmaz G., Vega-Redondo F. An Agent-Based Model of Common Knowledge and Collective Action Dynamics on Social Networks // *Proceedings of the 2020 Winter Simulation Conference (WSC)*, Orlando, FL, USA. 2020. P.218–229. DOI: 10.1109/WSC48552.2020.9383995

14. Kang H., Munoz D. A dynamic network analysis approach for evaluating knowledge dissemination in a multi-disciplinary collaboration network in obesity research // Proceedings of the 2015 Winter Simulation Conference. 2015. P.1319–1330.

15. Chen B.-L. et al. Influence blocking maximization on networks: Models, methods and applications // Physics Reports. 2022. Vol. 976. P. 1–54. DOI: 10.1016/j.physrep.2022.05.003

16. Newman M.E.J. A measure of betweenness centrality based on random walks // Social Networks. 2005. Vol. 27. №1. P. 39–54. DOI: 10.1016/j.socnet.2004.11.009

17. Рабчевский А.Н., Рабчевский Е.А. Оценка потенциального уровня информационного влияния пользователей в социальных сетях // Информационные системы и технологии. 2022. № 1(129). С. 114–122.

18. Hou L. Network versus content: The effectiveness in identifying opinion leaders in an online social network with empirical evaluation // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2022. Vol. 592. P. 126879. DOI: 10.1016/j.physa.2022.126879

19. Zhao J., He H., Zhao H., Lin J. Modeling and simulation of microblog-based public health emergency-associated public opinion communication // Information Processing & Management. 2022. Vol. 59. №2. p. 102846. DOI: 10.1016/j.ipm.2021.102846

20. Рабчевский А.Н., Ясницкий Л.Н., Заякин В.С. Сравнение методов выявления ролей пользователей в онлайн-социальных сетях // Прикладная математика и вопросы управления. 2021. №2. С. 93–111.

21. Рабчевский А.Н., Заякин В.С., Рабчевский Е.А. Выявление мостов в кластерных сетях и оценка уровня их информационного влияния // Информационные системы и технологии. 2021. № 5(127).