УДК 519.8

АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ПРИ МАРКЕТИНГОВЫХ МЕРОПРИЯТИЯХ В ГРУППАХ ОНЛАЙНОВОЙ СОЦИАЛЬНОЙ СЕТИ

Е.Б. Грибанова

Представлены алгоритмы моделирования распространения информации и оценки вероятности влияния при реализации маркетинговых мероприятий в социальной сети на основе независимой каскадной модели. Приведены результаты расчета показателя вероятности влияния для сгенерированной случайным образом сети с заданными характеристиками.

Ключевые слова: социальные сети, маркетинговые мероприятия, каскадная модель, распространение информации.

ВВЕДЕНИЕ

В последнее время онлайновые социальные сети получили широкое распространение, в связи с этим они становятся привлекательной платформой для реализации маркетинговых мероприятий, где в короткий промежуток времени информация может быть донесена до большого количества людей и повлиять на их поведение. Компании заинтересованы в том, чтобы как можно большее количество участников сети сделали выбор в пользу их продукции и услуг и порекомендовало их другим пользователям. Благодаря значительному охвату аудитории онлайновых сетей, такое распространение информации способно существенно повысить объем продаж фирм [1]. Однако эффективное использование социальных сетей для продвижения товаров и услуг подразумевает решение ряда задач: определение участников с наибольшим влиянием для их выбора в качестве источников распространения информации [2, 3], оценка эффективности проведенных мероприятий, определение и максимизация степени распространения информации, прогнозирование результатов проводимых акций и др. Решение данных задач затрудняется из-за большого числа элементов представляющего социальную сеть графа, взаимодействующих во времени, и их характеристик, а также трудно предсказуемого поведения пользователей.

1. МОДЕЛИ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ

Для моделирования распространения информации используются как классические модели распространения заболеваний (модель SIR), продукции (диффузная модель Ф. Басса) среди населения, в основе которых лежат дифференциальные уравнения, так и имитационные агентные модели, предполагающие поэтапное моделирование поведения отдельных элементов сети в пространстве наиболее близко к реальному процессу [4].

К имитационному моделированию исследователи обращаются, когда невозможно получить аналитическое решение, а также при необходимости выполнения экспериментов для ответа на вопрос «что будет, если?» [5]. Имитационные модели дают возможность представления развития процесса в динамике наиболее близко к реальности, и в этом их преимущество. Таким образом, могут быть получены сведения об объекте, которые не могут быть исследованы с помощью аналитических моделей.

В настоящее время для изучения распространения информации в сети с учетом поведения отдельных узлов и их влияния на соседние вершины существуют две классические модели: независимая каскадная и линейная пороговая [6]. В основу этих моделей положено представление графа в виде

$$G = (V, E, W),$$

где V — узлы (или вершины) графа (в настоящей работе будут представлять собой пользователей сети), E — ребра графа (будут характеризовать связи между пользователями: пользователи являются «друзьями» или один из пользователей является «подписчиком» другого), W — веса — числа, случайно распределенные на интервале [0, 1].

Вес $w_{v,u}$, ассоциированный с ребром $(v, u) \in E$ графа, представляет собой вероятность влияния узла v на узел u (в моделях различное обозначение этой величины).

Узлы графа могут находиться в двух состояниях: активном и неактивном. Активное состояние свидетельствует о том, что вершина передает информацию соседним узлам. В социальных сетях это выражается публикацией пользователем сообщения на своей странице, которое становится доступным для его друзей и подписчиков (оригинальное сообщение называется «постом», а сообщение, скопированное у другого пользователя, называется «репостом»). Информация распространяется в дискретные моменты времени, на начальном шаге активным является набор заданных вершин графа, в качестве которых могут выступать представители фирмы или выбранные ими пользователи. Их подписчики, делая репост сообщения, способствуют дальнейшему распространению информации, т. е. вершины графа на начальном шаге активируют соседние вершины, оказывая на них влияние. При этом каждой вершине присваивается пороговая величина T_u, которая может принимать значение от 0 до 1. Под активацией понимается изменение состояния соседнего узла с неактивного на активное. На следующем шаге рассматриваются активированные вершины и осуществляется активация связанных с ними соседних вершин. Процесс продолжается до тех пор, пока не будут выполнены все возможные активации.

В простой независимой каскадной модели правила распространения информации таковы: на очередном шаге активированный узел v имеет единственный шанс активировать неактивного соседа u с вероятностью $p \in [0, 1]$, которая ассоциирована с ребром $(v, u) \in E$; если активация выполняется успешно, то вершина на следующем шаге меняет свой статус с неактивного на активный.

В линейной пороговой модели на очередном шаге каждый неактивный узел находится под влиянием активных соседних узлов. Степень влияния активных узлов v_i на неактивный узел u выражается ассоциированной с ребром $(v_i, u) \in E$ вероятностью $p(v_i, u)$. Таким образом, влияние активных узлов будет представлено суммой

$$\sum_{i=1}^{l} p(v_i, u) \leqslant 1,$$

где l — число активных узлов.

Правило активации вершин: если $\sum_{i=1}^{l} p(v_i, u) > T_u$, то статус узла u будет изменен с неактивного на активный.

Таким образом, проверка активации в независимой каскадной модели для неактивного узла будет выполнена столько раз, сколько вершина имеет активированных на предыдущем шаге соседних узлов, а в линейной пороговой модели — один раз.

В некоторых работах для изучения интерактивного поведения активных и неактивных узлов внутри заданной сети вместо линейной используется логистическая функция активации. В этом случае активация узла будет выполнена, если значение функции больше 0,5.

В литературе рассматриваются различные варианты реализации двух моделей распространения информации.

В работе [7] представлены имитационные алгоритмы C-Loop, T-Loop и E-Loop обхода графа для реализации независимой каскадной и линейной пороговой модели. В алгоритме C-Loop обход начинается с просмотра активных узлов и оценки их влияния на связанные с ними неактивные узлы. В алгоритме T-Loop осуществляется просмотр неактивных вершин и проверяется возможность их активации с помощью активных соседних узлов. Алгоритм E-Loop в отличие от двух предыдущих основан на переборе ребер графа: если одна связанная вершина активна, а другая неактивна, то статус неактивной вершины изменяется с заданной вероятностью.

Существуют работы, посвященные применению классических моделей для исследования продвижения продукции фирм среди населения. В частности, в качестве расширений классических моделей авторы определяют новую классификацию типов узлов или их состояний. Так, предложена IC-N-модель (каскадная модель с негативными мнениями), узлы графа которой могут находиться в состояниях: нейтральное, позитивное и негативное [8]. Данные состояния отражают мнения пользователей о продукции, и распространение информации соответствующими вершинами может способствовать как отказу от покупки, так и совершению покупки потенциальными потребителями. В статье [9] предложена пороговая модель с «цветными» узлами графа, характеризующими различные виды поведения участников сети: «потребители» и «рассказчики», которые могут выполнять распространение как положительного, так и отрицательного мнения о продукции. Принадлежность узлов графа к тому или иному типу определяется с помощью заданных вероятностей при их активации.

В работе [10] приведено описание методики оценки и прогнозирования влияния в социальной сети Twitter. Для вычисления показателей влияния была загружена история распространения сообщения и, в том числе, очередность размещения его на страницах. Влияние определялось тремя способами (если на момент активации узла активными являлись несколько соседних вершин) — показатель степени влияния был:

- присвоен пользователю, который первым сделал репост на своей странице;
- присвоен пользователю, который сделал репост последним;
- разделен поровну между всеми участниками, сделавшими репост.

Для прогнозирования влияния авторы воспользовались регрессионным деревом, определяющим показатель степени влияния в зависимости от числа подписчиков и числа репостов подписчиков.

В работе [11] рассмотрено распространение информации в онлайн сети с учетом исторических данных, в частности, сделано предположение: позитивные действия одного пользователя по отношению к другому (комментарии, лайки, репосты), как правило, вызывают ответную реакцию. Другими словами, вероятность активировать узел будет выше, если есть история взаимодействия между данными участниками. Кроме того, вероятность активировать узел выше, если данный узел был активирован ранее при передаче другой информации.

2. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ МАРКЕТИНГОВЫХ МЕРОПРИЯТИЙ

Данная работа посвящена разработке алгоритмов имитационного моделирования распространения информации и оценки вероятности влияния при реализации маркетинговых мероприятий в сообществах онлайновой социальной сети, целью которых заключается и в привлечении новых подписчиков. Примером такой акции может служить проведение конкурса, для участия в котором пользователи должны вступить в группу и сделать репост указанной записи, а после обозначенного периода выбирается победитель, который и получает заявленный приз. Цель подобных мероприятий состоит в повышении лояльности к деятельности организации, а также в распространении информации о ней.

Об эффективности маркетинговых мероприятий позволяют судить показатели:

— увеличение числа подписчиков группы:

$$N_{new} = N_{last} - N_{init},$$

— относительный прирост числа участников группы:

$$g = N_{new}/N_{init},$$

где N_{new} — число новых подписчиков сообщества, N_{init} — число подписчиков до маркетинговых мероприятий, N_{last} — число подписчиков после маркетинговых мероприятий.

С помощью этих показателей можно выполнить оценку и сравнить маркетинговые мероприятия между собой.

Для решения другой важной задачи — прогнозирования результатов маркетингового мероприятия можно воспользоваться регрессионными моделями, представляющими в виде уравнения зависимость увеличения аудитории сообщества от различных факторов. Так, например, можно вычислить, сколько в среднем новых участников привлекает один подписчик группы, и на основании этой оценки сделать вывод о последствиях проводимого мероприятия.

Однако такие модели имеют существенный недостаток: они не учитывают структуру сети, а схема связей ее участников играет значительную роль в распространении информации.

В данной работе для имитации распространения информации в сети принята независимая каскадная модель. Выбор модели обусловлен ее более простой реализацией:

— в независимой модели осуществляется перебор активированных на предыдущем шаге узлов (в линейной пороговой модели необходимо выполнять перебор неактивных вершин);

— в линейной пороговой модели необходимо соблюдать ограничение на сумму вероятностей влияния соседних узлов (не больше единицы).

Группу социальной сети можно рассматривать как узел графа, который и будет активирован на начальном шаге (рис. 1). В зависимости от последовательности передачи информации различают вершины первого (подписчики), второго, третьего уровней и т. д. Увеличение числа подписчиков в результате маркетингового мероприятия будет равняться числу активированных узлов второго и последующих уровней. Так, на рис. 1 информация распространяется согласно независимой каскадной модели. Числа, соответствующие ребрам, — это влияние узлов верхнего уровня, а числа, соответствующие вершинам, — пороговые значения (активация происходит в случае, если влияние активного узла верхнего уровня больше порогового значения). Результатом распространения инфор-

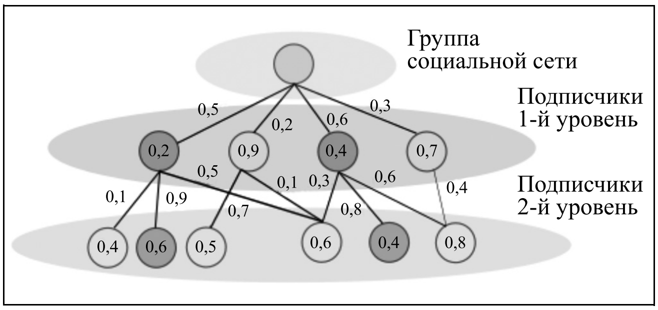

Рис. 1. Участники группы социальной сети

мации будет увеличение числа подписчиков на 2, относительный прирост составит 50 %.

При проведении исследований можно воспользоваться структурой реальной сети, а граф может быть сгенерирован случайным образом на основе вычисленных по реальным данных оценок показателей.

Среди моделей случайных графов наиболее популярны модели Эрдеша — Реньи [12] и Барабаши — Альберт [13]. При построении сети с помощью модели Эрдеша — Реньи определяется число ее узлов, а связь между двумя вершинами устанавливается независимо от других ребер с заданной вероятностью d. В модели Барабаши — Альберт по принципу предпочтительного присоединения добавляемый в граф узел присоединяется к существующей вершине с вероятностью, равной отношению ее степени к сумме степеней всех узлов [13]. Таким образом, степень наиболее связанных вершин будет увеличиваться быстрее. Также существуют различные модификации этих моделей, например, в модели Buckley — Osthus [14] для определения вероятности, кроме степени вершины, также учитывается характеристика ее привлекательности.

Сеть можно представить с помощью матрицы смежности, число столбцов и строк которой равно числу участников. Элемент матрицы равен нулю ($a_{ij} = 0$), если участники, соответствующие строке и столбцу матрицы, не связаны друг с другом (не находятся друг у друга в друзьях) и равен единице ($a_{ij} = 1$), если они связаны (являются друзьями). На главной диагонали матрицы приводятся пороговые значения: $a_{ii} = T_u$.

Тогда создание связей в неориентированном графе согласно модели Эрдешаа — Реньи будет выполнено следующим образом. Для каждого элемента a_{ij}, расположенного выше главной диагонали:

— смоделировать случайную величину z на интервале (0, 1);

— выполнить проверку: если $z < d$, то $a_{ij} = a_{ji} = 1$, иначе $a_{ij} = a_{ji} = 0$.

Характеристикой связности соседних вершин узла служит коэффициент кластеризации: $Cl = k_1/k$, где k — число возможных пар соседних узлов, k_1 — число пар соседних узлов, связанных между собой.

Полученный показатель Cl представляет собой долю соседних вершин, связанных между собой. Чтобы определить коэффициент кластеризации для сети, нужно вычислить среднее значение из коэффициентов кластеризации вершин графа. Чем выше значение коэффициента кластеризации, тем больше число связей в графе и, следовательно, может быть активировано большее число узлов. Для случайного графа коэффициент кластеризации равен вероятности d [12].

3. АЛГОРИТМЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ПРИ МАРКЕТИНГОВЫХ МЕРОПРИЯТИЯХ

В рассматриваемых далее алгоритмах предполагается, что маркетинговое мероприятие имеет вероятность влияния, равную некоторой постоянной величине, определяемой характеристиками этого мероприятия (для конкурсов это могут быть стоимость приза, качество представления информации и др.). Таким образом, числа, соответствующие ребрам (см. рис. 1), будут равны заданному значению p. В свою очередь, пороговое значение T_u (равномерное распределенное на интервале (0, 1)) каждого узла будет отражать, насколько данный предмет нужен и интересен конкретному u-му участнику сети. Если вероятность p будет равна нулю, то такое мероприятие не заинтересует ни одного участника сообщества, и информация о мероприятии не будет распространена, при вероятности $p = 1$ все участники сети, связанные с группой, будут активированы. Узел u активируется при условии $T_u < p$ и инициирует изменение своего состояния s с неактивного ($s_u = 0$) на активное ($s_u = 1$) и дальнейшее распространение информации.

Показатель вероятности влияния может быть использован для сравнения маркетинговых мероприятий между собой, а также для проведения экспериментов «что будет, если» и прогнозирования распространения информации в сети с другой структурой.

Рассмотрим алгоритм моделирования распространения информации (счетчик текущего номера списка устанавливается в значение $i = 1$).

Шаг 1. Поместить в список $N(i)$ вершину — группу.

Шаг 2. Если список $N(i)$ пуст, то завершение работы алгоритма.

Шаг 3. Присвоить значение 1 счетчику перебора элементов списка $N(i)$: $k = 1$.

Шаг 4. Извлечь из списка $N(i)$ k-ю вершину. Если число соседних вершин k-го узла равно 0, то переход на шаг 5. Иначе: переход на шаг 6.

Шаг 5. $k = k + 1$. Если $k = n + 1$, то $i = i + 1$, возврат на шаг 2. Иначе — возврат на шаг 4.

Шаг 6. Счетчик соседних вершин узла k устанавливается на единицу: $r = 1$ (число соседних вершин равно R).

Шаг 7. Если вершина не содержится в списке активированных вершин D и ее пороговое значение меньше вероятности $T_r < p$, то активируется узел: $s_r = 1$, и он помещается в список $N(i + 1)$ (вершин, распространяющих информацию на следующем шаге) и в список D (уже активированных вершин).

Шаг 8. $r = r + 1$. Если $r = R + 1$, то возврат на шаг 5, иначе — возврат на шаг 7.

На рис. 2 представлен пример распространения информации в двух сетях при маркетинговом мероприятии с вероятностью влияния $p = 0{,}5$. Прирост подписчиков для графа (рис. 2, *а*) составит 7/4 = 1,75, для графа (рис. 2, *б*) — 5/4 = 1,25, т. е. маркетинговые мероприятия будут иметь одинаковые вероятности влияния, однако в смысле прироста аудитории первое мероприятие будет более успешным, что связано с наличием в графе (рис. 2, *а*) большего числа связей узла первого уровня с пороговым значением 0,4. Поэтому при превышении вероятности влияния порогового значения 0,4 будет активировано большее число вершин (рис. 3).

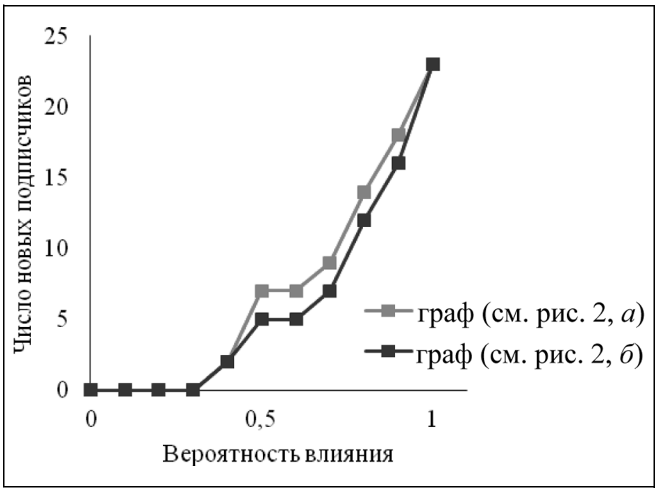

Рис. 3. Зависимость числа новых подписчиков от вероятности влияния

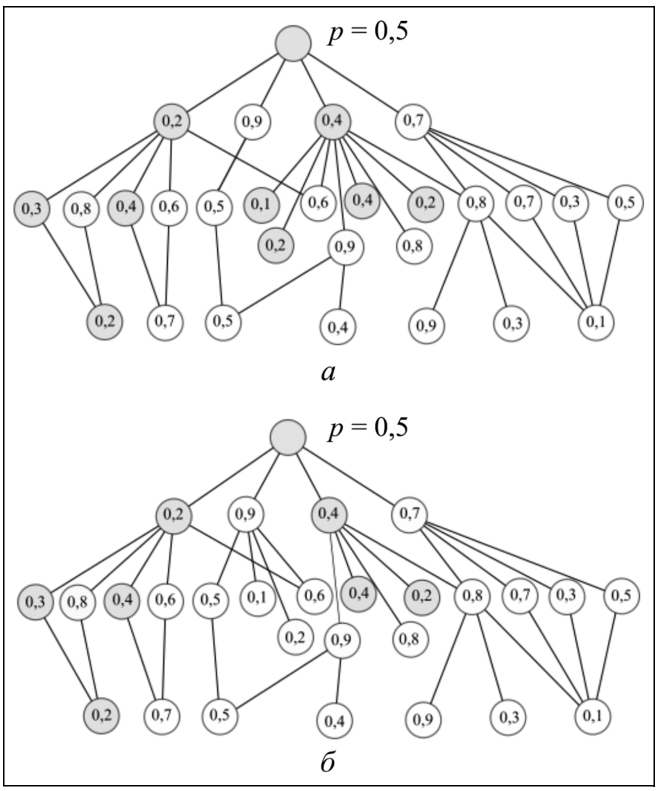

Рис. 2. Распространение информации в сети: *а* — число подписчиков 1,75; *б* — число подписчиков 1,25

Можно заметить, что вероятность влияния p определяет долю вершин pr, которая будет активирована узлом u:

$$pr_u = \frac{N_{active}}{N_{near}},$$

где N_{active} — число активированных соседних вершин, N_{near} — число соседних вершин, которые могут быть активированы (число вершин, связанных с узлом u, минус число уже активированных ранее).

Для всей сети может быть определено среднее значение доли активированных вершин:

$$Mpr = \frac{1}{l}\sum_{j=1}^{l} pr_j,$$

где l — число активаций узлов в сети, способных передать информацию другим вершинам.

Другими словами, если узел был активирован и у него есть хотя бы одна неактивная соседняя вершина, то он учитывается при определении числа l.

Доля активированных вершин может быть практически определена путем нахождения отношения репостов, сделанных со страницы конкретного пользователя, к числу его подписчиков (исключая подписчиков, которые сделали репост с другой страницы).

Для графа (рис. 2, *а*) этот показатель

$$Mpr = \left(\frac{2}{4} + \frac{2}{5} + \frac{4}{8} + \frac{1}{1} + \frac{0}{1}\right)/5 = 0{,}48.$$

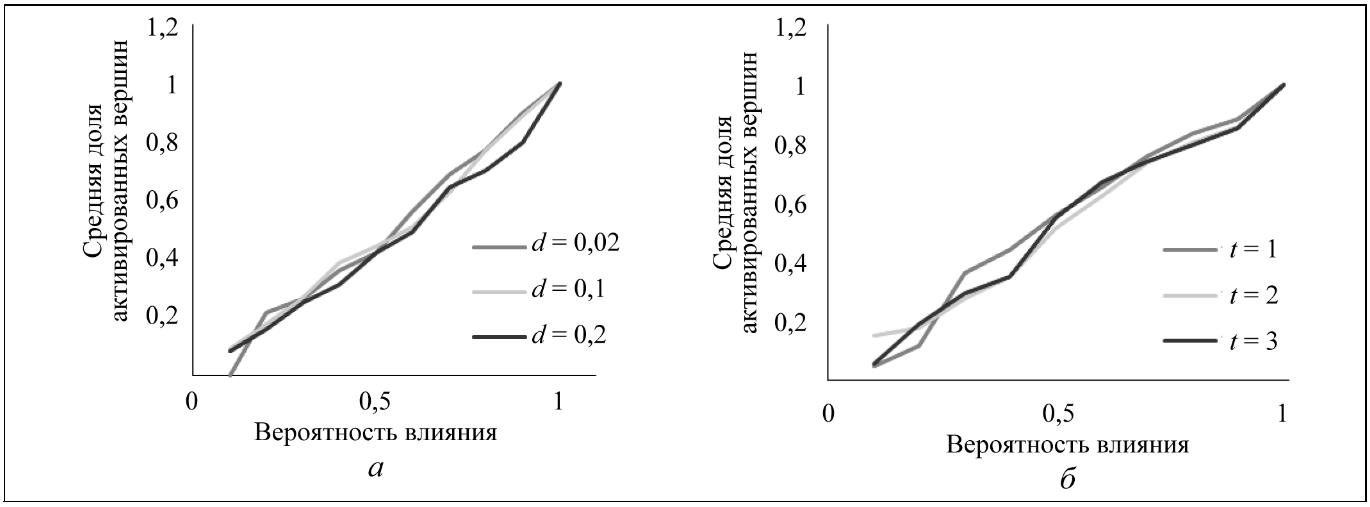

Рис. 4. Зависимости средней доли активированных вершин от вероятности влияния: *а* — для графа Эрдеша — Реньи; *б* — для графа Барабаши — Альберт

Для графа (рис. 2, *б*) средняя доля активированных вершин

$$Mpr = \left(\frac{2}{4} + \frac{2}{5} + \frac{2}{5} + \frac{1}{1} + \frac{0}{1}\right)/5 = 0,46.$$

На рис. 4 представлены зависимости средней доли активированных вершин от вероятности влияния для двух случайных графов с числом вершин, равным 300. Граф (рис. 4, *а*) был создан с помощью модели Эрдеша — Реньи со значениями вероятностей связи, равными 0,02, 0,1 и 0,2, а граф (рис. 4, *б*) — с помощью модели Барабаши — Альберт (три различных реализации). Можно увидеть, что в случае моделей случайных графов значение средней доли активированных вершин для двух моделей близко к значению вероятности влияния. Следовательно, среднее значение доли активированных вершин может быть использовано в качестве оценки вероятности влияния.

Для более точной оценки показателя, а также в случае, когда не известна схема передачи информации, можно воспользоваться итерационной процедурой, осуществляющей последовательное изменение вероятности влияния до тех пор, пока масштаб распространения информации в модели сети не будет соответствовать реальному. Рассмотрим решение данной задачи с помощью показателей: числа подписчиков до мероприятия N_{init}, числа новых подписчиков N_{new} (начальное значение счетчика случайных реализаций $j = 0$, число случайных реализаций равно Q, начальное значение вероятности влияния — p). Задача считается решенной, когда полученное число новых подписчиков будет равно заданному значению N_{new} с некоторой точностью σ:

Шаг 1. Увеличение числа реализаций: $j = j + 1$. Моделирование распространения информации.

Шаг 2. Рассчитывается число активированных узлов второго и последующих уровней (новых подписчиков сообщества N^*_{new}). Запоминание значения с наименьшей ошибкой ε:

Если $|N_{new} - N^*_{new}| < \varepsilon$, то $p_{\min} = p$, $\varepsilon = |N_{new} - N^*_{new}|$.

Шаг 3. Изменение показателя влияния. Проверка условия:

если $N_{new} > N^*_{new}$, то $p = p + \delta$,

если $N_{new} < N^*_{new}$, то $p = p - \delta$,

где δ — некоторое малое значение увеличения показателя влияния.

При этом значение p не может быть меньше нуля и больше единицы, поэтому в случае выхода за допустимые границы происходит корректировка.

Шаг 4. Если найдено решение с заданной точностью

$$|N_{new} - N^*_{new}| \le \sigma,$$

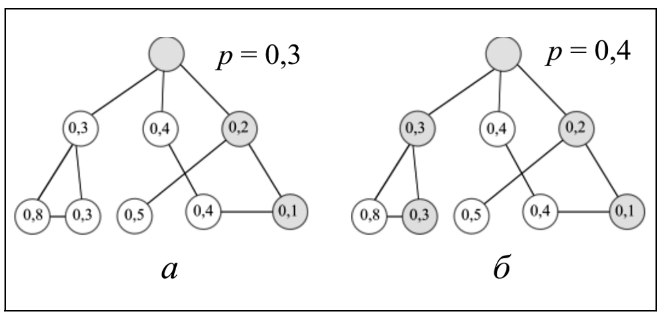

Рис. 5. Определение показателя влияния: *а* — $p = 0,3$; *б* — $p = 0,4$

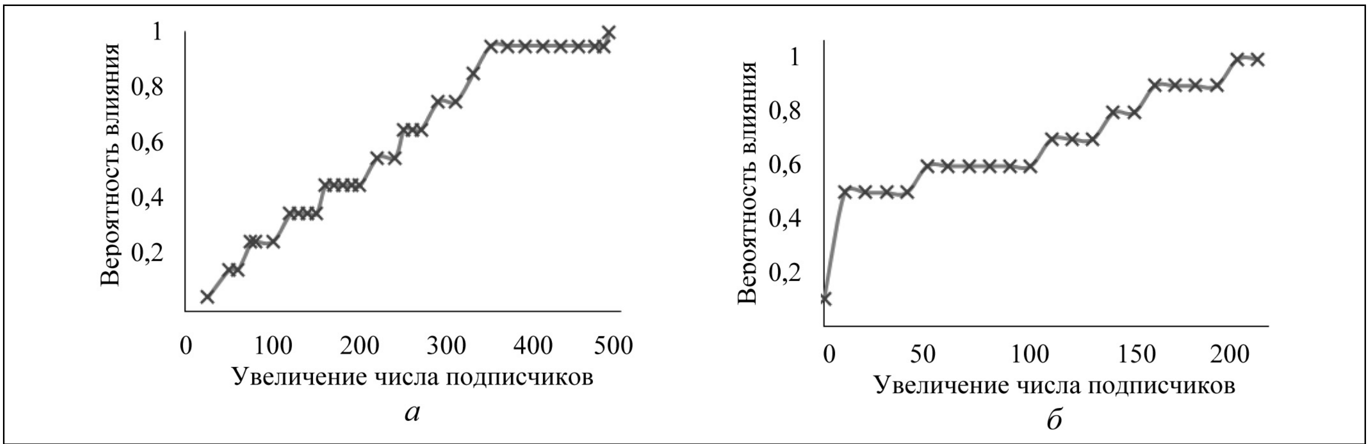

Рис. 6. Результаты определения показателя влияния: *а* — $d = 0{,}2$, $N = 500$; *б* — $d = 0{,}02$, $N = 300$

или выполнено заданное число реализаций $j = N$, то работа алгоритма завершается, иначе — переход на шаг 1.

Величина $p_{\min}$ представляет собой найденное значение вероятности влияния.

На рис. 5 проиллюстрировано определение показателя для исходных данных $N_{init} = 3$, $N_{new} = 2$, $\delta = 0{,}1$, $\sigma = 0$. Полученное значение вероятности $p_{\min} = 0{,}4$. В сети (рис. 5, *а*) информация распространяется при $p = 0{,}3$. Число новых активированных узлов $N^*_{new} = 1$, что меньше заданного значения N_{new}, поэтому вероятность влияния увеличивается на величину $\delta = 0{,}1$. Распространение информации при $p = 0{,}4$ представлено на рис. 5, *б*. Поскольку в этом случае $|N_{new} - N^*_{new}| = 0$, то работа алгоритма завершается.

На рис. 6, *а* представлены результаты моделирования распространения информации в сети из 500 элементов характеристиками: вероятность $d = 0{,}2$ (модель Эрдеша — Реньи), число участников группы равно 14. Видно, что при увеличении числа новых подписчиков вычисленный показатель вероятности влияния будет больше. На рис. 6, *б* показано определение данного показателя для сети ($d = 0{,}02$, $N = 300$), в которой один из подписчиков имеет степень, значительно превышающую степень других вершин. Графически это выражается в резком увеличении числа подписчиков сообщества при превышении показателя вероятности влияния его порогового значения.

В случае, когда известна реальная схема распространения информации в сети, на шаге 1 описанного выше алгоритма пороговые значения определяются таким образом, чтобы число активированных узлов было как можно ближе к заданному значению увеличения подписчиков. Для такой настройки (решения задачи идентификации) может быть применен случайный поиск [15], заключающийся в генерировании случайных пороговых значений вершин и определении такого набора, для которого ошибка будет минимальна. Таким образом, шаги алгоритма следующие (начальное значение счетчика случайных реализаций $j = 1$, число случайных реализаций равно Q).

Шаг 1. Сгенерировать для каждого узла i ($i = 1, ..., N$, N — число узлов графа) случайное пороговое значение T_i (равномерное распределение на интервале (0, 1)).

Шаг 2. Распространить информацию в сети с заданным значением p.

Шаг 3. Рассчитать ошибку:

$$\delta_j = \sum_{i=1}^{N} (s_i^* - s_i)^2,$$

где s_i^* — реальное состояние вершины графа (1 — активное, 0 — неактивное), s_i — состояние вершины графа в результате распространения информации на шаге 2.

Например, для графа (рис. 7) такая ошибка будет равна 4: числу узлов, имеющих разные статусы. На рис. 7, *а* представлен реальный граф, а на

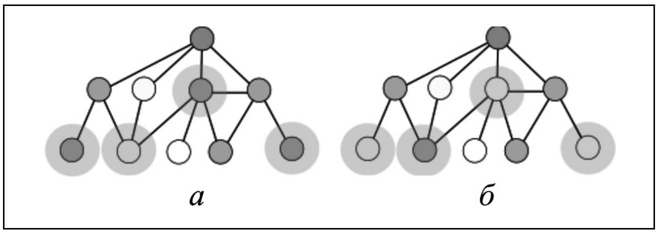

Рис. 7. Сравнение распространения информации в сетях: *а* — реальный граф; *б* — его модель

рис. 7, *б* — модель графа, активированные в результате распространения информации вершины закрашены.

Шаг 4. Запомнить пороговые значения, для которых ошибка минимальна: если $\delta_j < \delta_{min}$, то запомнить пороговые значения T_i, $\delta_{min} = \delta_j$.

Шаг 5. Проверка останова: если $j = Q$, то завершение работы алгоритма, иначе $j = j + 1$, переход на шаг 1.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены алгоритм моделирования распространения информации при проведении маркетинговых мероприятий на основе каскадной модели с заданным значением вероятности влияния, а также алгоритм определения показателя влияния с помощью итерационной процедуры. Приведены результаты вычислительных экспериментов на моделях случайных графов. Дальнейшие исследования будут направлены на оценку параметров модели сети на основе реальных данных сети в Контакте. Представленные алгоритмы могут быть полезны экономическим агентам для оценки результатов маркетинговых мероприятий, их сравнения и прогнозирования распространения информации.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Goyal S., Gagnon J.* Social Networks and the Firm // Revista de Administracao. — 2016. — Vol. 51, — N 2. — P. 240—243.
2. *Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г.* Влиятельность пользователей и метапользователей социальной сети // Проблемы управления. — 2016. — № 6. — С. 12—17.
3. *Грибанова Е.Б., Катасонова А.В.* Модель оценки групп социальной сети для реализации маркетинговых мероприятий // Доклады Томского гос. ун-та систем управления и радиоэлектроники. — 2017. — № 2. — С. 68—72.
4. *Емельянов А.А., Власова Е.А., Дума Р.В.* Имитационное моделирование экономических процессов. — М.: Финансы и статистика, 2014. — 416 с.
5. *Wang Q., Taylor J.* Energy Saving Information Cascades In Online Social Networks: An Agent-Based Simulation Study // Proc. of the 2013 Winter Simulation Conf. Washington, 2013. — P. 3042—3050.
6. *Java A., Kolari P., Finin T. and Oates T.* Modeling the Spread of Influence on the Blogosphere // Proc. of the 15-th Intern. World Wide Web Conf. — 2006.
7. *Jin J., Turner S.J., Lee B-S.*, et al.HPC Simulations of Information Propagation over Social Networks // Procedia Computer Science. — 2012. — Vol. 9. — P. 292—301.
8. *Chen W, Collins A., Cummings R.,* et al. Influence Maximization in Social Networks when Negative Opinions May Emerge and Propagate // Proc. of the 2011 SIAM Intern. Conf. on Data Mining. — 2011. — P. 379—390.
9. *Bhagat S., Goyal A., Lakshmanan L.* Maximizing Product Adoption in Social Networks // Proc. of the 5-th ACM Intern. Conf. on Web Search and Data Mining. — 2012. — P. 603—612.
10. *Bakshy E., Hofman J.M., Mason W.A., Watts D.J.* Everyone's an Influencer: Quantifying Influence on Twitter / // Proc. of the 4-th Intern. Conf. on Web Search and Web Data Mining. — 2011.
11. *Торопов Б.А.* Модель независимых каскадов распространения репоста в онлайновой социальной сети // Кибернетика и программирование. — 2016. — № 5. — С. 61—67.
12. *Райгородский А.М.* Модели случайных графов и их применения // Тр. МФТИ. — 2010. — № 4. — С. 130—140.
13. *Albert R., Barabasi A.* Statistical mechanics of complex networks // Reviews of Modern Physics. — January 2002. — Vol. 74, N 1. — P. 47—97.
14. *Buckley P.G., Osthus D.* Popularity based random graph models leading to scale-free degree sequence // Discrete Mathematics. — 2004. — Vol. 282. — P. 53—68.
15. *Грибанова Е.Б.* Стохастический алгоритм поиска глобального минимума функции // Прикладная информатика. — 2017. — № 2. — С. 130—139.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.В. Клочковым.

Грибанова Екатерина Борисовна — канд. техн. наук, доцент, Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, ✉ katag@yandex.ru.