

КРЕАТИВНАЯ ЭКОНОМИКА
Том 12 ● Номер 9 ● сентябрь 2018
ISSN 1994-6929
Journal of Creative Economy

издательство
Креативная экономика

# Оценка эффективности распространения информации в социальных сетях с использованием имитационного моделирования

*Бадрызлов В.А.* [1], *Сидельцев В.В.* [1]

[1] Омский государственный технический университет, Омск, Россия

**АННОТАЦИЯ:**

Рассматривается процесс распространения информации в растущих социальных сетях с использованием метода имитационного моделирования. В качестве моделей растущих сетей используются случайные графы предпочтительного связывания. Разработан алгоритм распространения информации, основанный на предварительной загрузке топологии сети в систему имитационного моделирования. Предложен метод соотнесения модельного и реального времени.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** растущие сети, случайные графы, распространение информации, коммуникативная эффективность.

## Evaluation of the effectiveness of information dissemination in social networks using simulation

*Badryzlov V.A.* [1], *Sideltsev V.V.* [1]

[1] Omsk State Technical University, Russia

## Введение

Современный этап развития телекоммуникационных технологий привел к изменению рекламного рынка – в 2012 году объем рекламы, распространяемой посредством Интернет, составлял 53,6 млрд руб. (19% рынка рекламы), а в 2017 году – уже 166,3 млрд руб. (40% рынка рекламы). Изменение структуры рынка рекламы по данным Ассоциации коммуникационных агентств России [1] за эти же 5 лет представлено на рисунке 1. Эти изменения стали возможны благодаря увеличению интернет-аудитории, в 2012 году интернет-аудитория России составляла 61 млн чел., в 2017 – 88,5 млн чел., по прогнозам аналитиков, она достигнет 91 млн чел. к 2020 году.

Одним из эффективных каналов распространения информации в Интернете являются современные социальные сети, которые по возможности распространения информации приблизились к традицион-

ным средствам массовой информации (телевидение, пресса, радио). Социальные сети превратились в мощный инструмент влияния на общественное мнение, используемый в коммерческих, общественных, политических целях. Нередко информация в сети Интернет в целом, и в социальных сетях в частности, распространяется оперативнее и имеет гораздо больший охват аудитории, чем при распространении через традиционные СМИ. Социальные сети достаточно часто выступают в качестве поставщиков информации для официальных СМИ, которые учатся работать с этой информацией, проверять ее достоверность. Задача управления распространением информации по социальным сетям в связи с этим становится очень актуальной.

Исследовать распространение информации непосредственно в социальной сети – трудная задача, связи между участниками сети носят случайный характер, сеть постоянно увеличивается в размерах из-за появления новых пользователей, присоединившихся к сети, непредсказуемо, будут ли участники сети заинтересованы в распространении информации. Однако есть возможность исследовать распространение информации не в сети, а в ее модели. В качестве такой модели подходят случайные графы предпочтительного связывания, а метод имитационного моделирования позволяет путем многократного запуска процесса распространения информации в модели определять ряд важных характеристик процесса распространения информации, например, время охвата всей целевой аудитории распространяемой информацией, либо долю охвата аудитории информацией за установленное время.

## Теория случайных графов с предпочтительным связыванием

В 1999 г. Река Альберт (*Albert*) и Альберт Барабаши (*Barabasi*) предложили графы, объясняющие механизм роста Интернет. Позже эти графы получили название графов

**ABSTRACT:**

The process of information dissemination in growing social networks using the method of simulation is considered. Random graphs of preferred binding are used as models of growing networks. The algorithm for information dissemination based on preliminary loading of the network topology into the simulation simulation system is developed. The method for correlating model and real time is proposed.

**KEYWORDS:** growing networks, random graphs, dissemination of information, communicative efficiency

**JEL Classification: C50, M31, M37** **Received: 06.08.2018 / Published: 30.09.2018**

© Author(s) / Publication: CREATIVE ECONOMY Publishers
For correspondence: Sideltsev V.V. (sideltsev@gmail.com)

**CITATION:**

Badryzlov V.A., Sideltsev V.V. (2018) Otsenka effektivnosti rasprostraneniya informatsii v sotsialnyh setyakh s ispolzovaniem imitatsionnogo modelirovaniya [Evaluation of the effectiveness of information dissemination in social networks using simulation]. Kreativnaya ekonomika. 12. (9). – 1359-1372. doi: 10.18334/ce.12.9.39389

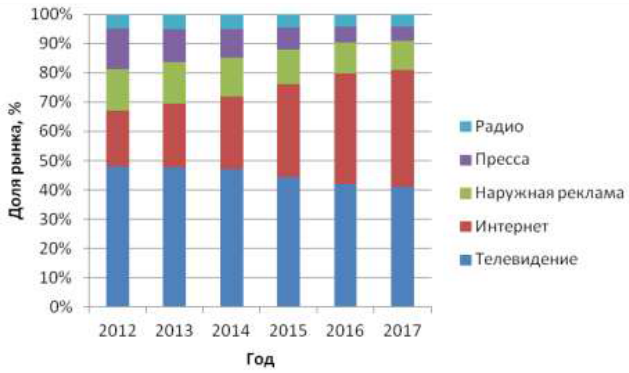



**Рисунок 1.** Структура рекламного рынка в России,%
*Источник:* составлено авторами.

Барабаши–Альберт (графов БА). В основу генерации графов БА авторами был заложен принцип «предпочтительного связывания», или принцип «богатый становится богаче». В оригинальной формулировке авторов принцип предпочтительного связывания сформулирован следующим образом [2]: «Регистрируя растущий характер сети и начиная с небольшого числа $m_0$ вершин, на каждом шаге времени мы добавляем новую вершину с $m < m_0$ ребрами, которые связывают новую вершину с $m$ вершинами, уже существующими в системе. Включая предпочтительное связывание, мы полагаем, что вероятность $P$ того, что новая вершина будет связана с вершиной $i$, зависит от связности $k_i$ этой вершины так, что $P(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$. После $t$ шагов времени модель приводит к случайной сети с $t + m_0$ вершинами и $mt$ ребрами».

Как оказалось, идея предпочтительного связывания и графы БА объясняют рост не только Интернета, но и многих других растущих сетей, в том числе и социальных. Принцип предпочтительного связывания был использован множеством авторов для построения случайных графов, воспроизводящих отдельные свойства растущих сетей,

**ОБ АВТОРАХ:**

***Бадрызлов Владимир Александрович,*** старший преподаватель кафедры «Организация и управление наукоемкими производствами» (v_bad@mail.ru)

***Сидельцев Виталий Владимирович,*** старший преподаватель кафедры «Организация и управление наукоемкими производствами», заместитель декана факультета экономики и управления по очно-заочной форме обучения (sideltsev@gmail.com)

**ЦИТИРОВАТЬ СТАТЬЮ:**

Бадрызлов В.А., Сидельцев В.В. Оценка эффективности распространения информации в социальных сетях с использованием имитационного моделирования // Креативная экономика. – 2018. – Том 12. – № 9. – С. 1359-1372. doi: 10.18334/ce.12.9.39389

которые не были учтены в графах БА. Обзор наиболее известных классов случайных графов предпочтительного связывания представлен в работе [3] *(Badryzlov, 2017)*, где показано, что одним из перспективных видов случайных графов являются графы с нелинейным правилом предпочтительного связывания (НППС), теория которых развита в работах [4; 5; 6; 7] *(Zadorozhnyy, 2011; Yudin, 2010; Yudin, 2010).*

Согласно [4] *(Zadorozhnyy, 2011)*, для выращивания графа с НППС используется граф-затравка из нескольких вершин, связанных ребрами. Новая вершина графа и инцидентные ей ребра называются приращением графа. Вершины графа со степенью $k$ имеют функцию предпочтения (весовую функцию, вес) $f(k)$: $f(k) > 0$, если $g \le k \le M$, иначе $f(k) = 0$ (здесь $g \ge 1$, $M \le ¥$).

Вероятность связывания ребра (дуги) приращения с вершиной $i$ графа, имеющего $N$ вершин, определяется в виде

$$p_i = \frac{f(k_i)}{\Sigma_j f(k_j)}, i, j = 1, \ldots, N.$$

Каждое приращение представляет собой вершину со случайным числом $x$ инцидентных ей ребер. Количество ребер в приращении определяется как случайная величина $x \in \{g, g + 1, \ldots, h\}$, которая имеет дискретное распределение вероятностей $\{r_k\}$. Вероятность $r_k = P(x = k) \ge 0$ при $g \le k \le h$, $\sum_{k=g}^{h} r_k = 1$. При этом $h \le M$ и конечно.

Таким образом, алгоритм генерации графа с НППС задается параметрами $f(k)$ и $\{r_k\}$, удовлетворяющими вышеперечисленным ограничениям.

Предложенный класс графов с НППС позволяет реализовать самые разнообразные зависимости степени вершин от времени, в отличие от других случайных графов с предпочтительным связыванием. Для графов с НППС разработан метод калибровки генератора случайных графов [7] *(Yudin, 2010)*. Метод калибровки позволяет определить функцию предпочтения вершин случайного графа и распределение вероятностей числа ребер в приращении таким образом, что генератор случайных графов вырастит граф с характеристиками, идентичными характеристикам реальной сети. Возможность заменить реальную сеть на ее модель открывает перспективы для исследования распространения информации в модели сети с переносом полученных результатов исследований на реальную сеть.

Возможность анализа процессов распространения информации в социальной сети основана на предположении о том, что можно получить сведения о топологии малых сетей, являющихся фрагментами современных широко известных социальных сетей (ВКонтакте, Одноклассники, Твиттер и др.) [8; 9; 10] *(Bondarenko, Yudin, 2016; Pakhomov, Yudin, 2016; Nitkin, Yudin, 2015)*. Под топологией сети будем понимать множество участников социальной сети и множество связей между ними. Эта топология

визуально может быть представлена в виде графа. В работах [11; 12] *(Badryzlov, 2017; Badryzlov, Zemtsov, 2017)* предложены несколько вариантов постановки задач исследования процессов распространения информации в социальных сетях, в работах [13; 14] *(Sideltsev, 2012; Sideltsev, 2017)* – возможности применения методов имитационного моделирования в маркетинговых исследованиях.

## Постановка задачи

Пусть нами получена топология социальной сети. Программа генерации случайных графов с предпочтительным связыванием [15] *(Badryzlov, 2017)* позволяет нам ввести в нее граф сети и наращивать этот граф на протяжении нужного периода времени, моделируя тем самым рост социальной сети. Одновременно с процессом роста сети моделируется и процесс распространения в сети информации. Модель предполагает, что процесс распространения информации в социальной сети происходит следующим образом. К социальной сети присоединяется новый участник, заинтересованный в распространении информации. Этот новый участник сети через некоторого наиболее влиятельного участника запускает в сеть информацию, которая должна дойти до всех участников сети. Участник сети, получивший информацию, с некоторой вероятностью передает ее всем своим знакомым. В результате процесса случайного роста сети и случайного процесса передачи информации сообщение распространяется по сети. Однозначно определить количество участников, которые могут быть охвачены информацией за отведенное время, невозможно, однако метод имитационного моделирования позволяет с разумной погрешностью определить среднее количество участников, до которых дойдет информация.

Задача состоит в том, чтобы методом имитационного моделирования оценить количество и долю участников, получивших информацию, а по полученным результатам определить эффективность распространения рекламы в этой сети.

## Схема имитационных экспериментов и полученные результаты

Для анализа процесса распространения информации используется некоторый произвольный граф, состоящий из 1000 вершин, соединенных 2977 ребрами.

Анализ распространения информации в социальной сети производится по следующему алгоритму.

1. Из внешнего источника данных в момент времени $t = 0$ в систему имитационного моделирования загружается граф сети.

2. В тот же момент времени $t = 0$ генерируется новая вершина графа с единственным ребром.

3. Для присоединения ребра этого первого приращения в графе выбирается вершина с максимальной степенью связности. При существовании в графе нескольких вершин с одинаковой максимальной степенью выбирается та вершина, которая в порядке перебора вершин встретилась первой.

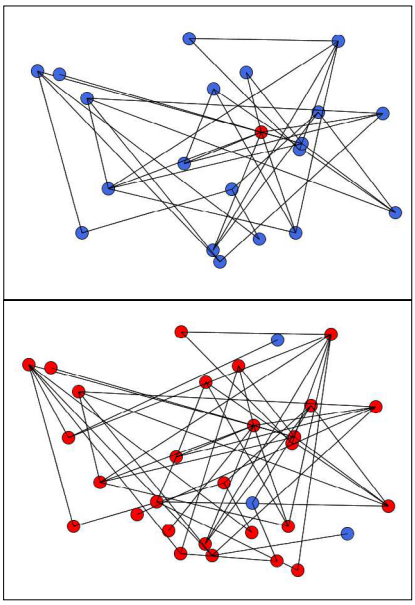


**Рисунок 2.** Результат распространения информации по сети (красным выделены вершины, получившие информацию)
*Источник:* составлено авторами.

4. Происходит присоединение новой вершины к вершине с максимальной степенью связности, и этой вершине передается сообщение. Таким образом, вершина с максимальной степенью связности становится источником распространения информации и передает ее всем вершинам, с которыми она непосредственно связана.

5. В течение 10 шагов модельного времени на каждом шаге происходят два случайных процесса:

– по правилу генерации случайного графа с предпочтительным связыванием появляется новая вершина со случайным числом инцидентных ребер, которая этими ребрами соединяется с уже существующими вершинами графа. В приращении равновероятно появляется от 1 до 5 ребер;

– вершины графа, получившие распространяемую по сети информацию, воспринимают ее и с вероятностью $r$ передают всем вершинам, с которыми они соединены ребрами.

6. По окончании 10 шагов времени проводится подсчет числа вершин, получивших информацию, и определяется процент охвата участников сети распространяемой информацией.

Для получения средних оценок процента охвата сети информационным сообщением проведено 200 экспериментов.

*Таблица 1*

**Охват участников сети информационным влиянием за 10 шагов модельного времени**

| Вероятность r передачи информации участником сети | Получили информацию, в% | |
|---|---|---|
| | Да | Нет |
| 0,3 | 24,5 | 75,5 |
| 0,5 | 43,6 | 56,4 |
| 0,9 | 90,3 | 9,7 |

*Источник:* составлено авторами.

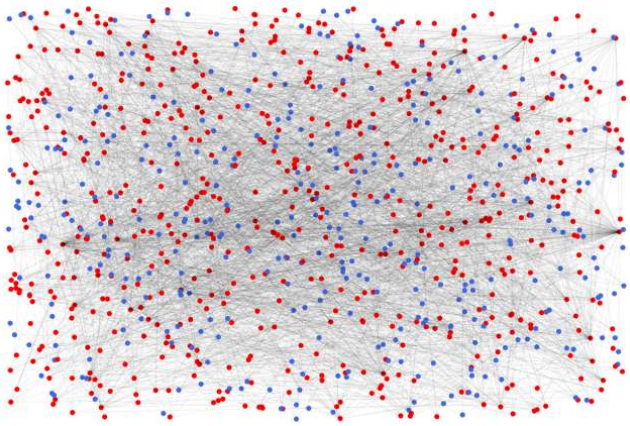


**Рисунок 3.** Распространение информации в сети из 1000 участников
*Источник:* составлено авторами.

В качестве иллюстрации работы алгоритма на *рисунке 2* представлена одна из реализаций процесса распространения информации в сети, изначально состоящей из 20 узлов и 36 связей между ними. Вверху показан начальный граф и выделена единственная вершина, через которую в сеть запускается информация. Внизу показано, как выросла сеть за 10 шагов модельного времени и как за это время распространилась информация.

Результаты имитационных экспериментов по распространению информации представлены в *таблице 1*.

По представленным результатам можно сделать предсказуемый вывод, что с увеличением вероятности *r* передачи информации участниками сети к соседним участникам скорость передачи информации увеличивается. Один из экспериментов по запуску информации в сеть показан на *рисунке 3*, где красным выделены вершины, получившие информацию.

## Соотношение модельного и реального времени

Построенная имитационная модель распространения информации предполагает, что в каждый момент модельного времени появляется единственная вершина, в то время как в реальной сети за единицу времени (час, день, месяц и т.д.) появляется несколько участников сети. Необходимо решить задачу – соотнести между собой модельное и реальное время. Решение задачи строится на том, что в модели и в реальной сети темпы прироста численности объектов должны быть одинаковыми. Для реальной сети наиболее удобным дискретом времени является один день, именно в днях планируется продолжительность рекламных акций и кампаний. Среднедневный прирост численности наиболее популярных социальных сетей легко определить по общеизвестным формулам теории статистики [16] *(Bochenina etc., 2014)* на основании публикуемых отчетов о численности этих сетей [17].

Выведем формулу, позволяющую соотнести между собой модельное и реальное время. Для этого введем обозначения:

– $N_м$ – численность участников исследуемой социальной сети на момент проведения имитационных экспериментов;

– $\Delta t_м$ – шаг модельного времени, за который в модели появляется новая вершина, необходимо определить длительность этого шага в единицах измерения реального времени, например, в днях;

– $\Delta N_м$ – прирост численности вершин в модели за единицу модельного времени, по правилу построения модели величина $\Delta N_м = 1$;

– $N_p$ – численность участников популярной социальной сети, взятой за эталон развития сети;

– $\Delta t_p$ – единица реального времени, за которую определяется пророст численности реальной сети;

– $\Delta N_p$ – прирост численности участников сети за единицу реального времени.

Для обеспечения одинаковых темпов прироста численности исследуемой социальной сети и социальной сети, выбранной за эталон, должно выполняться равенство

$$\frac{\Delta N_м}{N_м} = \frac{\Delta N_p}{N_p}. \quad (1)$$

Модельное и реальное время связаны соотношением

$$k \times \Delta t_м = \Delta t_p = 1, \quad (2)$$

где $k$ – коэффициент пересчета.

Умножим обе части равенства (1) на $\Delta t_p$ и с учетом выражения (2) получим равенство

$$\frac{\Delta N_м \cdot k \cdot \Delta t_м}{N_м} = \frac{\Delta N_p \cdot \Delta t_p}{N_p}. \quad (3)$$

Так как $\Delta t_м$, $\Delta t_р$ и $\Delta N_м$ равны 1, то из равенства (3) получаем коэффициент пересчета

$$k = \frac{\Delta N_р \cdot N_м}{N_р} . \quad (4)$$

Рассмотрим пример. Пусть изучаемая социальная сеть имеет на момент исследования 10 000 участников. Сеть-эталон имеет 1 000 000 участников, и среднедневный прирост численности равен 2 000 человек. Тогда в соответствии с формулой (4) коэффициент пересчета $k = \frac{2000 \cdot 10000}{1000000} = 20$. Это значит, что единица модельного времени равна 1/20 части единицы реального времени. Если реальное время измеряется в днях, то для того, чтобы проимитировать рост модели распространения информации на протяжении 10 дней реального времени, нужно рассматривать рост модели на протяжении 200 шагов модельного времени.

Оценка динамики численности участников наиболее популярных социальных сетей представлена в *таблице 2*.

Зная, из какой сети выбран фрагмент, предназначенный для оценки эффективности распространения информации, в качестве эталона для определения коэффициента пересчета $k$ по формулам (1-4) выбираются соответствующие параметры, либо выбор эталонной сети осуществляется на основе типа распространяемой информации (короткое сообщение, изображение, видео).

Нерешенный вопрос имитационного моделирования – определение вероятности того, что участник сети, получивший информацию, передаст ее дальше. Одним из вариантов решения этого вопроса является анкетирование участников сети. В ходе опроса можно установить, какова активность участников, как много среди них тех, кто передает информацию, рекламу своим друзьям по социальной сети.

*Таблица 2*

**Динамика численности популярных сетей**

| Сеть | Тип информации, распространяемой в сети | Численность на 01.01.2017, млн чел | Численность на 01.01.2018, млн чел | Среднедневный прирост, тыс. чел | Среднедневный темп прироста,% |
|---|---|---|---|---|---|
| Facebook | Универсальная | 1936 | 2196 | 712 | 0,027 |
| Twitter | Короткие сообщения | 227 | 336 | 299 | 0,107 |
| Instagram | Изображения | 428,1 | 593,7 | 454 | 0,09 |
| YouTube | Видео | 1000 | 1500 | 1370 | 0,111 |
| ВКонтакте | Универсальная | 455,4 | 499,3 | 43,9 | 0,025 |

*Источник:* составлено авторами.

## Эффективность распространения рекламы через социальные сети

Оценивая эффективность рекламы, выделяют две укрупненные группы показателей: коммуникативные и экономические [18] *(Vasilev, Zabegalin, 2008)*. Наиболее просты для получения и анализа коммуникативные показатели. Остановимся на показателе, который называется *охват R целевой аудитории рекламной компанией*. Показатель рассчитывается по формуле $R = K / P \times 100\%$, где $K$ – количество людей из целевой аудитории, увидевших рекламное сообщение хотя бы один раз, $P$ – размер целевой аудитории рекламного канала (носителя рекламы) за период проведения рекламы.

В проведенном исследовании информация запускалась во фрагменте социальной сети с 1000 участников сети через участника с максимальной степенью связности. Как показали имитационные эксперименты, при наиболее низкой вероятности передачи информации $r = 0{,}3$, охват целевой аудитории составил 24,5%, а при увеличении вероятности $r$ передачи сообщения до 0,9, охват аудитории увеличивается до 90,3%.

Полученная величина охвата целевой аудитории может быть сопоставлена с известными из проведенных исследований показателями коммуникативной эффективности рекламы. Так, по результатам этих исследований, охват целевой аудитории телевизионной рекламой составляет от 15 до 43%, реклама на радио обеспечивает охват аудитории на уровне от 6 до 19%, реклама в печатных СМИ обеспечивает охват от 5 до 22% [19].

## Заключение

1. Процессы распространения информации, в том числе и рекламы, в социальных сетях могут быть исследованы с использованием метода имитационного моделирования. Для проведения исследования необходимо иметь сведения о топологии социальной сети. Известный метод калибровки генераторов случайных графов [7] *(Yudin, 2010)* позволяет определить параметры генератора таким образом, что генератор случайных графов вырастит граф с характеристиками, идентичными характеристикам реальной сети.

2. Осуществив импорт топологии реальной социальной сети в систему моделирования, проводят одновременную имитацию роста социальной сети и распространения информации по ней через вершину с наибольшей степенью связности.

3. Проведенное исследование темпов роста наиболее известных социальных сетей и предложенный метод соотнесения реального и модельного времени позволяют выбрать эталон исследуемой сети и найти коэффициент пересчета для соотнесения реального и модельного времени.

4. Полученные в имитационных экспериментах оценки скорости распространения информации позволяют прогнозировать охват социальной сети рекламными сообщениями и делать выводы о коммуникативной эффективности рекламы, а при наличии необходимых данных и об ее экономической эффективности.

## ИСТОЧНИКИ:

1. Объем рекламы в средствах ее распространения в 2017 году. Ассоциация коммуникационных агентств России. [Электронный ресурс]. URL: http://www.akarussia.ru/knowledge/market_size/id8180 ( дата обращения: 31.07.2018 ).
2. Barabási, A.-L. Albert, R. Emergence of scaling in random networks. Science 286. P. 509–512 (1999)
3. Бадрызлов В.А. Классификация случайных графов с предпочтительным связыванием // Омский научный вестник. – 2017. – № 4(154). – с. 124-128.
4. Задорожный В.Н. Случайные графы с нелинейным правилом предпочтительного связывания // Проблемы управления. – 2011. – № 6. – с. 2-11.
5. Zadorozhnyi V., Yudin E. Growing Network: Nonlinear Extension of the Barabasi-Albert Model. Communications in Computer and Information Science. P. 432-439 (2014)
6. Юдин Е.Б. Моделирование устойчивости Интернет в условиях распространении вирусов и случайных отказов элементов сети // Омский научный вестник. – 2010. – № 1(87). – с. 190-194.
7. Юдин Е.Б. Генерация случайных графов предпочтительного связывания // Омский научный вестник. – 2010. – № 2(90). – с. 188-192.
8. Бондаренко А.С., Юдин Е.Б. Алгоритм получения подсетей социальной сети «Вконтакте» с использованием фильтрующего критерия // Информационные технологии и автоматизация управления: материалы VIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов, работников образования и промышленности. Омск, 2016. – с. 196-199.
9. Пахомов И.А., Юдин Е.Б. Получение структурной информации о сети WEB // Информационные технологии и автоматизация управления: материалы VIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов, работников образования и промышленности. Омск, 2016. – с. 241-246.
10. Ниткин Д.А., Юдин Е.Б. Исследование социальной сети «Вконтакте» // Информационные технологии и автоматизация управления: материалы VI Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов, работников образования и промышленности. Омск, 2015. – с. 144-150.
11. Бадрызлов В.А. Постановка задачи имитационного моделирования распространения информации в социальной сети // Информационные технологии и автоматизация управления: материалы VIII Всерос. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов, работников образования и промышленности (Омск, 18-19 мая 2017 г.) / Минобрнауки России. Омск, 2017. – с. 8-15.
12. Бадрызлов В.А., Земцов А.Е. Приложение теории случайных графов к практике вирусного маркетинга // Организационно-управленческие аспекты экономического развития предприятий и регионов: материалы Всерос. науч.-практ. конф. (Омск, 28 апр. 2017 г.) /Минобрнауки России. Омск, 2017. – с. 3-10.

13. Сидельцев В.В. О возможности моделирования маркетинговых процессов // Динамика систем, механизмов и машин. – 2012. – № 3. – с. 111-113.
14. Сидельцев В.В. Современные тенденции проведения маркетинговых кампаний в сети интернет // Организационно-управленческие аспекты экономического развития предприятий и регионов: материалы Всерос. науч.-практ. конф. (Омск, 28 апр. 2017 г.) /Минобрнауки России. Омск, 2017. – с. 126-132.
15. Бадрызлов В.А. Генерация случайного графа с предпочтительным связыванием v.1 // Хроники объединенного фонда электронных ресурсов Наука и образование. – 2017. – № 10(101). – с. 12.
16. Боченина М.В. и др. Статистика. / учебник для прикладного бакалавриата. 2-е изд., перераб. и доп. - М.: Издательство Юрайт, 2014. – 447 с.
17. The portal for statistics. Statista. [Электронный ресурс]. URL: http://www.statista.com ( дата обращения: 31.07.2018 ).
18. Васильев Г.А., Забегалин Д.А, Электронный бизнес и реклама в Интернете. / Пособие для студентов вузов, обучающихся по специальности 080111 «Маркетинг», 080301 «Коммерция (торговое дело)». - М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2008. – 183 с.
19. Nielsen CMO report 2018. Nielsen. [Электронный ресурс]. URL: http://www.nielsen.com/ru/ru/insights/news/2014/tv-reklama-kak-maksimizirovat-effektivnost-ne-povyshaya-byudzh.html ( дата обращения: 31.07.2018 ).

## REFERENCES:

Badryzlov V.A. (2017). Generatsiya sluchaynogo grafa s predpochtitelnym svyazyvaniem v.1 [Generating a random graph with a preferred binding v.1]. Chronicles of the united fund of electronic resources \. (10(101)). 12. (in Russian).
Badryzlov V.A. (2017). Klassifikatsiya sluchaynyh grafov s predpochtitelnym svyazyvaniem [Classification of random graphs with preferential attachment]. Omsk scientific bulletin. (4(154)). 124-128. (in Russian).
Badryzlov V.A. (2017). Postanovka zadachi imitatsionnogo modelirovaniya rasprostraneniya informatsii v sotsialnoy seti [Statement of the task of simulation modeling of information distribution in a social network] Information technology and automation of management. 8-15. (in Russian).
Badryzlov V.A., Zemtsov A.E. (2017). Prilozhenie teorii sluchaynyh grafov k praktike virusnogo marketinga[The application of the theory of random graphs to the practice of viral marketing] Organizational and managerial aspects of economic development of enterprises and regions. 3-10. (in Russian).
Bochenina M.V. i dr. (2014). Statistika [Statistics] M.: Izdatelstvo Yurayt. (in Russian).

Bondarenko A.S., Yudin E.B. (2016). Algoritm polucheniya podsetey sotsialnoy seti «Vkontakte» s ispolzovaniem filtruyuschego kriteriya [The algorithm for obtaining subnets of the social network "Vkontakte" using the filtering criterion] Information technology and automation of management. 196-199. (in Russian).

Nielsen CMO report 2018Nielsen. Retrieved July 31, 2018, from http://www.nielsen.com/ru/ru/insights/news/2014/tv-reklama-kak-maksimizirovat-effektivnost-ne-povyshaya-byudzh.html

Nitkin D.A., Yudin E.B. (2015). Issledovanie sotsialnoy seti «Vkontakte» [Research of the social network "Vkontakte"] Information technology and automation of management. 144-150. (in Russian).

Pakhomov I.A., Yudin E.B. (2016). Poluchenie strukturnoy informatsii o seti WEB [Obtaining structural information about the WEB network] Information technology and automation of management. 241-246. (in Russian).

Sideltsev V.V. (2012). O vozmozhnosti modelirovaniya marketingovyh protsessov [On the possibility of modeling marketing processes]. Dinamika sistem, mekhanizmov i mashin. (3). 111-113. (in Russian).

Sideltsev V.V. (2017). Sovremennye tendentsii provedeniya marketingovyh kampaniy v seti internet [Modern trends in marketing campaigns on the Internet] Organizational and managerial aspects of economic development of enterprises and regions. 126-132. (in Russian).

The portal for statisticsStatista. Retrieved July 31, 2018, from http://www.statista.com

Vasilev G.A., Zabegalin D.A, (2008). Elektronnyy biznes i reklama v Internete [E-business and Internet advertising] M.: YuNITI-DANA. (in Russian).

Yudin E.B. (2010). Generatsiya sluchaynyh grafov predpochtitelnogo svyazyvaniya [Generating random graphs of preferred binding]. Omsk scientific bulletin. (2(90)). 188-192. (in Russian).

Yudin E.B. (2010). Modelirovanie ustoychivosti Internet v usloviyakh rasprostranenii virusov i sluchaynyh otkazov elementov seti [Modeling the stability of the Internet in the conditions of the spread of viruses and random failures of network elements]. Omsk scientific bulletin. (1(87)). 190-194. (in Russian).

Zadorozhnyy V.N. (2011). Sluchaynye grafy s nelineynym pravilom predpochtitelnogo svyazyvaniya [Random graphs with a nonlinear rule of preferred binding]. Control Sciences (Problemy Upravleniya). (6). 2-11. (in Russian).