

Применение алгоритма спектральной бисекции для анализа преступных сообществ в социальных сетях

К.М. Бондарь¹, В.С. Дунин¹, П.Б. Скрипко¹, Н.С. Хохлов²

¹Дальневосточный юридический институт МВД России,
¹680020, г. Хабаровск, переулок Казарменный, 15, Россия,

²Воронежский институт МВД России,
²394065, г. Воронеж, проспект Патриотов, 53, Россия

Резюме. Цель. Обоснование применения одного из методов разделения графов – алгоритма спектральной бисекции для анализа социальных сетей, а также оценка возможностей программной реализации данного алгоритма в ходе сбора доказательной информации при расследовании преступлений, совершаемых с использованием информационно-телекоммуникационных технологий. **Метод.** К методам научного исследования, используемым в работе, относятся: анализ социальных сетей, методы, основанные на алгоритмах декомпозиции графов, методы анализа данных из открытых источников, методы линейной алгебры и алгоритмизация. **Результат.** Обосновано основное направление структурного анализа социальной сети – определение сообществ и предложен подход к решению задачи исследования сообщества, который предполагает два этапа. На первом, подготовительном этапе, формируется граф исходной сети с учетом интенсивности связей между участниками, а на втором, основном, выполняется разделение исходного и получение целевого фрагмента графа, содержащего наиболее связанные узлы, которые будут соответствовать наиболее активным участникам сообщества. Ключевым элементом алгоритма разделения графа – алгоритма спектральной бисекции является вычисление вектора Фидлера, которое может быть реализовано на основе алгоритма Lanczos. Предложена программная реализация алгоритма в виде функции Python, использующая библиотеку NumPy. Показаны возможности управления размерами целевого фрагмента исходного графа посредством параметра функции – величины взвешенной медианы. **Выводы.** Экспериментальные оценки реализации алгоритма показали его положительные возможности в составе комплекса инструментов для исследования социальных сетей. Применение данного решения в ходе анализа социальной сети позволит значительно уменьшить количество изучаемых участников сообщества, сосредоточив усилия и основное внимание на наиболее активных и тесно связанных между собой, а включение в программную реализацию алгоритма дополнительных параметров обеспечит возможность углубленного исследования сообщества с учетом интенсивности и характера взаимодействия участников.

Ключевые слова. анализ социальной сети, алгоритмы декомпозиции графов, спектральная бисекция, обработка матриц, библиотека NumPy

Для цитирования: К.М. Бондарь, В.С. Дунин, П.Б. Скрипко, Н.С. Хохлов. Применение алгоритма спектральной бисекции для анализа преступных сообществ в социальных сетях. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2024; 51(2):62-69. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-2-62-69

Application of the spectral bisection algorithm for the analysis of criminal communities in social networks

K.M. Bondar¹, V.S. Dunin¹, P.B. Skripko¹, N.S. Khokhlov²

¹Far Eastern Law Institute of the Ministry of Internal Affairs of Russia,
¹15 Kazarmenny Lane, Khabarovsk 680000, Russia,

²Voronezh Institute of the Ministry of Internal Affairs of Russia,
²53 Patriotov Ave., Voronezh 394065, Russia

Abstract. Objective. The purpose of the study is to substantiate the use of one of the graph separation methods – the spectral bisection algorithm for the analysis of social networks, as well as to evaluate the possibilities of software implementation of this algorithm during the collection of evidence-based information in the investigation of crimes committed using information and telecommunications technologies. **Method.** The methods of scientific research used in the work include: analysis of social networks, methods based on graph decomposition algorithms, methods of data analysis from open sources, methods of linear algebra and algorithmization. **Result.** Taking into account the objectives of the study, the main direction of the structural analysis of the social network is justified – the definition of communities and an approach to solving the problem of community research is proposed, which involves two stages. At the first, preparatory stage, the graph of the source network is formed taking into account the intensity of connections between the participants, and at the second, the main separation of the source and obtaining the target fragment of the graph containing the most connected nodes that will correspond to the most active members of the community is performed. It is shown that the key element of the graph separation algorithm – the spectral bisection algorithm is the calculation of the Fiedler vector, which can be implemented based on the Lanczoc algorithm. A software implementation of the algorithm in the form of a Python function and using the Numpy library is also proposed. The possibilities of controlling the size of the target fragment of the source graph by means of a function parameter – the value of the weighted median are shown. **Conclusions.** Experimental evaluations of the algorithm showed its positive capabilities as part of a set of tools for researching social networks. The use of this solution will reduce the number of community participants being studied, focusing on the most active and closely related ones, and the inclusion of additional parameters in the software implementation of the algorithm will provide the opportunity to study the community, taking into account the intensity and nature of the interaction of participants.

Keywords: social network analysis, graph decomposition algorithms, spectral bisection, matrix processing, Numpy library

For citation: K.M. Bondar, V.S. Dunin, P.B. Skripko, N.S. Khokhlov. Application of the spectral bisection algorithm for the analysis of criminal communities in social networks. Herald of Daghestan State Technical University. Technical Sciences. 2024; 51(2):62-69. DOI:10.21822/2073-6185-2024-51-2-62-69

Введение. Значительный рост количества правонарушений, связанных с использованием информационно-телекоммуникационных технологий требует от правоохранительных органов адекватного противодействия. Его основой является сбор и анализ цифровых следов, сведений о различных проявлениях активности злоумышленников в киберпространстве. Это, прежде всего, активность в социальных сетях, виртуальных торговых площадках, мессенджерах, а также факты коммуникаций с помощью электронной почты и средств связи. Однако следует отметить, что сейчас и при совершении большинства умышленных правонарушений преступники активно используют интернет-коммуникации и средства связи.

Поэтому для определения круга причастных лиц – подозреваемых, свидетелей, потерпевших, правоохранительные органы в ходе расследования преступлений применяют различные подходы. Они базируются на анализе компьютерных социальных сетей, некоторые из них реализованы в виде инструментария в составе ряда приложений (сервисов) и позволяют решить ряд ключевых задач в сфере противодействия ИТ-преступности, в том числе задачу сбора и анализа цифровых следов злоумышленников [4].

Такие приложения требуют существенных вычислительных ресурсов и квалификации пользователя. Кроме того, они не всегда находятся в правовом поле Российского законодательства.

По нашему мнению, это значительно затрудняет их широкое применение в правоохранительной деятельности и, следовательно, определяет актуальность поиска более удобных, быстрых, легко адаптируемых рядовыми пользователями технологических процедур.

Постановка задачи. В качестве альтернативного решения могут выступать определенные методики – алгоритмы действий по анализу активности злоумышленника или группы злоумышленников. В этом случае исследователь самостоятельно оценивает и анализирует цифровые следы. Учитывая, что в ходе анализа современных социальных сетей исследователь сталкивается со значительным количеством узлов и связей, и это в основном так называемые «слабые» связи [1-6], то в первую очередь необходимо выделить подсеть (регион сети), в которую будут входить узел злоумышленника и узлы, наиболее с ним связанные. Здесь возникает задача формирования и применения критериев отбора требуемой подсети, которые, в свою очередь должны иметь возможность изменяться.

В перечне вариантов анализа и исследования социальных сетей имеются подходы: структурный, ресурсный, нормативный и динамический [1-5]. По нашему мнению, для решения задачи выделения подсетей возможно применение структурного подхода.

Структурный подход состоит в интерпретации злоумышленника и круга его взаимодействий в виде графа, узлами которого являются он сам, его помощники, а также реальные или потенциальные потерпевшие. Ребра графа – наличие связей, контактов, обращений между ними. При этом подходе в ходе исследований основное внимание уделяется степеням узлов (количество связей данного узла с другими) и весам ребер, величины которых определяются по интенсивности взаимодействия между узлами графа.

Несомненно, что степень узла в данном фрагменте сети является ключевым параметром для дальнейшего отбора в подсеть. Важен также учет и соотношение между входными и выходными степенями узлов. Что же касается интенсивности взаимодействия – веса конкретного ребра, то в данном контексте оно может быть определено разными способами. Например, как абсолютное количество сообщений, отправленных (принятых) данным узлом от другого узла, или как доля от общего числа сообщений для данного узла. Отмеченные параметры (степени узлов, веса и направления ребер) позволяют исследователю сформировать вполне определенные критерии для выделения подсети для дальнейшего анализа.

В качестве одного из возможных подходов к решению данной задачи является направление структурного анализа социальных сетей в варианте определения сообществ – регионов сети, внутри которых происходит активное взаимодействие участников [4-8]. Перспективным путем реализации определения таких сообществ можно считать методы, основанные на алгоритмах решения задачи разделения графов.

Методы исследования. Предполагается, что решение задачи определения сообщества должно включать два этапа: подготовительный и основной. На подготовительном этапе требуется получить (аппроксимировать) исходную сеть в виде графа. Это будет неориентированный граф $G = (V, E)$, где V – множество вершин, E – множество ребер. Веса вершин определяются степенями узлов, а веса ребер интенсивностью и соотношением входящих и исходящих сообщений для связанных узлов [9, 10-12]. Следующий (основной) этап будет использовать только степени узлов графа G . Поэтому при предварительном формировании графа следует учитывать веса ребер и включать в граф только те ребра, которые удовлетворяют определенному критерию связности, основанному на интенсивности сообщений. В частности, наличие одного-двух сообщений между участниками сообщества не должны привести для включения в граф G данной связи – ребра. Конкретное пороговое значение данного критерия определяется исследователем и зависит от размера сообщества и интенсивности информационного обмена (сообщений). При формировании исходного графа возможно использование данных профиля участника социальной сети – в нашем случае лица (злоумышленника), по которому выполняется

исследование. Для популярных социальных сетей (например, для ВКонтакте) имеются сервисы, ресурсы и методы, например, методы *OSINT*, позволяющие получить данные по «друзьям» (контактам) исследуемого участника [3]. Представляемый сервисами набор данных позволяет получить не только сведения о контактах участника (*var cfriends*), но и об обмене данными с ними (*var dataToSend*) (рис. 1). На рис.1 подчеркнута именно технологическая особенность выводимых при этом сведений (личные данные представлены в «замаскированном» виде).

```
var dataToSend = [
  {id: 1, name: 'Иванов Иван Иванович', email: 'ivanov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Иванов Иван Иванович'},
  {id: 2, name: 'Петров Петр Петрович', email: 'petrov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Петров Петр Петрович'},
  {id: 3, name: 'Сидоров Сидор Сидорович', email: 'sidorov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Сидоров Сидор Сидорович'},
  {id: 4, name: 'Кузнецов Кузнецов Кузнецович', email: 'kuznetsov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Кузнецов Кузнецов Кузнецович'},
  {id: 5, name: 'Левченко Левченко Левченко', email: 'levchenko@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Левченко Левченко Левченко'},
  {id: 6, name: 'Смирнов Смирнов Смирнов', email: 'smirnov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Смирнов Смирнов Смирнов'},
  {id: 7, name: 'Попов Попов Попов', email: 'popov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Попов Попов Попов'},
  {id: 8, name: 'Соколов Соколов Соколов', email: 'sokolov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Соколов Соколов Соколов'},
  {id: 9, name: 'Васильев Васильев Васильев', email: 'vasilev@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Васильев Васильев Васильев'},
  {id: 10, name: 'Михайлов Михайлов Михайлов', email: 'mikhailov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Михайлов Михайлов Михайлов'}];

var cfriends = [
  {id: 1, name: 'Иванов Иван Иванович', email: 'ivanov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Иванов Иван Иванович'},
  {id: 2, name: 'Петров Петр Петрович', email: 'petrov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Петров Петр Петрович'},
  {id: 3, name: 'Сидоров Сидор Сидорович', email: 'sidorov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Сидоров Сидор Сидорович'},
  {id: 4, name: 'Кузнецов Кузнецов Кузнецович', email: 'kuznetsov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Кузнецов Кузнецов Кузнецович'},
  {id: 5, name: 'Левченко Левченко Левченко', email: 'levchenko@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Левченко Левченко Левченко'},
  {id: 6, name: 'Смирнов Смирнов Смирнов', email: 'smirnov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Смирнов Смирнов Смирнов'},
  {id: 7, name: 'Попов Попов Попов', email: 'popov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Попов Попов Попов'},
  {id: 8, name: 'Соколов Соколов Соколов', email: 'sokolov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Соколов Соколов Соколов'},
  {id: 9, name: 'Васильев Васильев Васильев', email: 'vasilev@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Васильев Васильев Васильев'},
  {id: 10, name: 'Михайлов Михайлов Михайлов', email: 'mikhailov@yandex.ru', phone: '81234567890', vkid: '1234567890', data: 'Михайлов Михайлов Михайлов'}];
```

Рис. 1. Фрагмент набора данных, полученных из профиля социальной сети ВКонтакте для исследуемого лица

Fig. 1. Fragment of a set of data obtained from a profile social network VKontakte for the person under study

Реализация цифровых инструментов с помощью *API* сервисов получения данных профиля позволяет на основе данных о контактах и обмене сообщениями между ними сформировать требуемый граф G . При этом на первом шаге (рис. 2) будут определены узлы графа, соответствующие «близким» (по интенсивности информационного обмена) контактам с исследуемым исходным информационным контактом – V_i . Затем, отдельно для каждого из узлов, полученных таким алгоритмическим путем на первом шаге V_j , выполняется аналогичная обработка – определяются узлы V_k и ребра с учетом интенсивности информационного обмена. Большое число связанных узлов потребует и значительных вычислительных ресурсов. Поэтому на предварительном этапе целесообразно ограничиться глубиной погружения в сетку на 2-3 уровня (рис. 2).

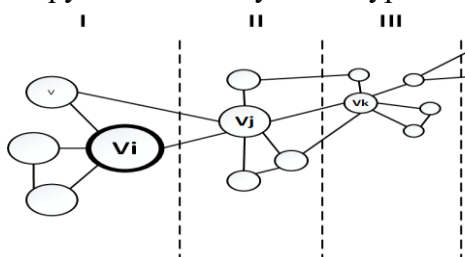


Рис. 2. Схема полученного графа сообщества
Fig. 2. Scheme of the resulting community graph

Безусловно, что при наличии вычислительной мощности охват участников может быть увеличен. Инструмент формирования графа сообщества G предполагает указание исследователем глубины погружения от начального (исследуемого лица) узла. После завершения этапа формирования графа G сети сообщества, в котором находится исследуемый участник, переходим к основному этапу – разделению графа. При этом будет получен фрагмент исходного графа, содержащий наиболее связанные узлы – наиболее активных (влиятельных) участников сообщества.

Обсуждение результатов. Для разделения графа предлагается воспользоваться алгоритмом спектральной бисекции (*spectral bisection*) [13-20]. Реализация указанного алгоритма основана на использовании матрицы смежности и диагональной матрицы полученного графа G . Такое представление графа G является выходными результатами обработки данных профиля участника сообщества. На основе матрицы смежности A

и диагональной матрицы D графа G строится матрица Лапласа Q , которая представляет собой разность матриц A и D ($Q = A - D$):

$$a_{i,j} = \begin{cases} ew(v_i, v_j), & \text{если } (v_i, v_j) \in E, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

$$d_{i,i} = \sum_j ew(v_i, v_j) \text{ для всех } (v_i, v_j) \in E, \quad (1)$$

где $ew(v_i, v_j)$ – вес ребра (v_i, v_j) , E – множество ребер.

Для матрицы Лапласа вычисляется собственный вектор, соответствующий второму наибольшему значению. Этот вектор называется вектором Фидлера (*Fiedler vector*). Его величина является мерой связи графа. Затем, множество вершин графа V упорядочивается по неубыванию значений компонент вектора Фидлера y : $y_{v_i} \leq y_{v_j}$, $V_1 = \{v_i, v_j, \dots\}$. Далее, определяется взвешенная медиана множества V_1 , и первая часть вершин распределяется в первый домен, вторая – во второй. То есть, в первый домен попадают вершины с меньшими соответствующими значениями компонент вектора Фидлера, который вычисляется на основе алгоритма *Lanczos* [6 -14]. В нашем случае для оценки применимости предлагаемого алгоритма в решении задачи выделения фрагмента сети сообщества, примем веса ребер $ew(v_i, v_j) = 1$. Например, для графа (рис. 3) матрица смежности (A) и диагональная (D) будут иметь вид:

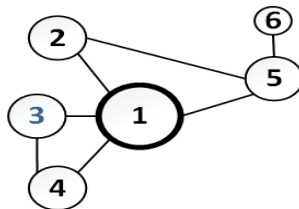


Рис. 3. Фрагмент графа G
Fig. 3. Fragment of graph G

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

В ходе исследования данный алгоритм реализовывался с помощью библиотеки *Numpy* на *Python* (рис. 4). Оценка работы данной реализации алгоритма позволила отметить необходимость преобразования (транспонирования) матрицы собственных векторов (строка 16 на рис. 4). Это связано с форматом выходных данных при вычислении матрицы собственных векторов с помощью модуля *Linalg* библиотеки *Numpy* – собственные вектора располагаются в столбцах, но для дальнейших расчетов необходимо их представление в виде строк.

Включение в реализацию алгоритма возможности изменения величины взвешенной медианы (параметр $Vcrit$, строка 20 на рис. 4) дает возможность исследователю управлять соотношением количества узлов, попадающих и не попадающих в результирующий граф. Так, при значительных размерах (числа узлов) исходного графа, исследователь может увеличить значение взвешенной медианы, обеспечивая тем самым отбор в результирующий граф узлов с большими весами ребер и степенями узлов и уменьшая при этом его размер.

Аналогично для случая, когда в результирующий граф попало незначительное количество узлов исходного графа, исследователь уменьшает значение взвешенной медианы, увеличивая тем самым размер результирующего графа.

```

1 import numpy as np
2 from numpy import linalg as la
3
4 def devGraph (mG, mGd):
5     mA = np.array(mG) # преобразование матрицы смежности графа в массив numpy
6     mD = np.array(mGd) # преобразование диагональной матрицы графа в массив numpy
7     # может быть рассчитан в рамках данной функции
8     mQ = mA - mD # вычисление матрицы Лапласа
9
10    w, v = la.eig(mQ) # расчет собственных векторов и собственных чисел матрицы Лапласа
11
12    vFcol = np.argsort(w)[-2:-1] # определение номера столбца вектора Фидлера
13    # соответствующего месту второго собственного числа
14    # в отсортированном векторе собственных чисел
15
16    v=v.T # транспонирование матрицы собственных векторов
17    v1 = v[:,vFcol].flatten() # получение вектора Фидлера
18    Y = v1.tolist() # преобразование вектора Фидлера в список
19
20    Vcrit = 0.1 # установка критерия разделения графа (значение 0.1 как пример)
21
22    resultG = [] # формирование списка номеров узлов результирующего графа
23    for valueI in Y:
24        if valueI >= Vcrit:
25            resultG.append(Y.index(valueI))
26
27    return resultG # возврат списка номеров узлов полученного графа

```

Рис. 4. Листинг функции *devGraph*, реализующей алгоритм спектральной бисекции
Fig. 4. Listing of the *devGraph* function that implements the spectral bisection algorithm

Входные данные об исходном графе сети сообщества представлены матрицей смежности графа и передаются как двумерный массив *mA* вида:

$$\begin{aligned}
 mA = & \begin{bmatrix} 0, ew_{12}, ew_{13}, \dots ew_{1n}, \\ ew_{21}, 0, ew_{23}, \dots ew_{2n}, \\ ew_{31}, ew_{33}, 0, \dots ew_{3n}, \\ \dots \\ ew_{n1}, ew_{n2}, ew_{n3}, \dots 0 \end{bmatrix},
 \end{aligned} \quad (3)$$

где ew_{ij} – вес ребра между узлами i и j ; n – число узлов исходного графа.

Возможности рассматриваемого алгоритма позволяют также разделить исходный граф на четыре части, используя второй и третий собственные вектора, и на восемь частей, используя второй, третий и четвертый собственные вектора. Это применительно к задаче разделения сети сообщества позволит решить задачу классификации ее участников по критериям активности и значимости, детализировав их на большее число категорий [2].

Вывод. Оценка реализации предлагаемого алгоритма показала положительные возможности его применения в составе комплексного исследования социальных сетей. Подход такого решения позволит уменьшить охват изучения участников сообщества, сосредоточив усилия и основное внимание на тех из них, кто наиболее активно и тесно связан в информационном плане общения.

Несомненно, что существенной является и задача формирования исходных данных в вид матрицы смежности (диагональной матрицы) исходного графа, которая выполняется при его построении в ходе анализа профиля участника. Здесь следует отметить наличие реальной трудности, связанной со значительными вычислительными затратами при анализе больших сообществ. Отмеченное выше предложение по ограничению глубины погружения на 2-3 уровня, является, по нашему мнению, достаточным для оптимального соотношения между требованиями к полноте охвата изучаемого сообщества и к вычислительным ресурсам. Данное замечание было апробировано в ходе ряда авторских практических исследований социальных сетей и может быть основанием, а также и условием для первоначальных изысканий, проводимых заинтересовавшимися читателями.

Дальнейшее развитие изложенного предложения предлагается в первую очередь направить на включение в исходный граф сети сообщества исследования параметров, отражающих, прежде всего, активность информационного обмена оцениваемых пользователей, выражающуюся через степени узлов исходного графа сети сообщества.

Но вполне уместным и легко развиваемым на базе рассматриваемой разработки можно считать также обращение к интенсивности и характеру взаимодействия участников сообщества. Это возможно реализовать посредством учета веса ребер исходного графа и включения их для дальнейшей обработки с помощью изложенного алгоритма в составе матрицы смежности.

Библиографический список:

1. Аверченков В.И. Анализ применения моделей векторного представления текстовой информации для русскоязычных текстов / В.И. Аверченков, Д.В. Будыльский, А.Г. Подвесовский // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2016. № 3(141). С. 31–37.
2. Батура Т.В. Модели и методы анализа компьютерных социальных сетей // Программные продукты и системы, № 3, 2013 г. С. 130–137.
3. Берцун В.Н. Математическое моделирование на графах. Ч. 2: Томск: Изд-во Том. ун-та, 2013. – 88 с.
4. Головченко Е.Н. Обзор алгоритмов декомпозиции графов // Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2020. № 2. 38 с.
5. Использование и развитие методик оценки тональности контентов социальных сетей в целях обеспечения информационной безопасности пользователей / Е.А. Москалева [и др.] // Информация и безопасность / Воронеж. гос. техн. ун-т. Воронеж. 2019. Т. 22. № 3(4). С. 433–444.
6. Методическое и алгоритмическое обеспечение оценки деструктивного контента, циркулирующего в социальной сети / С.С. Куликов [и др.] // Информация и безопасность / Воронеж. гос. техн. ун-т. Воронеж. 2019. Т. 22. № 3(4). С. 373–386.
7. Минаев В.А., Федорович В.Ю. Моделирование информационных воздействий в социальных сетях: территориальный аспект // Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление. 2019. № 4. С. 8–16. DOI: 10.25586/RNU.V9187.19.04. P.008.
8. Минаев В.А. Методы выявления латентной и негативной информации в текстовых документах / В.А. Минаев, И.Д. Королев, И.А. Кисленко // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – № 5(69). – С. 241–248.
9. Минаев В.А. Количественная оценка деструктивности больших текстовых массивов в социальных медиа / В.А. Минаев, А.В. Симонов // Информация и безопасность. 2021. Т. 24. № 2. С. 267–280. DOI 10.36622/VSTU.2021.24.2.011.
10. Минаев В.А. Применение глубинных нейронных сетей для выявления деструктивного контента в социальных медиа / В.А. Минаев, А.В. Симонов, Поликарпов Е.С. // Информация и безопасность. 2021. Т. 24. № 3. С. 361–372. DOI: 10.36622/VSTU.2021.24.3.004.
11. Минаев В.А., Рабчевский А.Н., Мустакимова Я.Р. Выявление информационных операций в социальных сетях на их ранних стадиях // Информация и безопасность / Воронеж. гос. техн. ун-т. Воронеж. 2022. Т. 25. № 4. С. 485–494. DOI 10.36622/VSTU.2022.25.4.002
12. Остапенко А.Г. Социальные сети и деструктивный контент / А.Г. Остапенко [и др.]; под ред. чл.-кор. РАН Д.А. Новикова. М.: Горячая линия – Телеком, 2017. 276 с.
13. Поляков А.А., Чеповский А.А., Чеповский А.М. Алгоритмы поиска путей на графах большого размера // Фундаментальная и прикладная математика. 2014. том 19. № 1. С. 165–172.
14. Признания и методики выявления деструктивных контентов в региональном интернет-пространстве / С.П. Майорова [и др.] // Информация и безопасность / Воронеж. гос. техн. ун-т. Воронеж. 2019. Т. 22. № 3(4). С. 423–432.
15. Рокха И. Улучшения в спектральном делении пополам // arXiv.org, 2017. С. 1–17.
16. Семенова А.В., Курейчик В.М. Ансамбль классификаторов для автоматического пополнения онтологий // Известия ЮФУ. Технические науки. 2018. № 2 (196). С. 163–173.
17. Современные методы выделения сообществ в социальных сетях Чесноков В.О., Ключарев П.Г. // Наука и Образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2017. № 4. С. 137–152.
18. Суходолов А.П., Лебедев А.В., Торопов Б.А., Бабкин А.А., Спасенников Б.А. Математические методы в правоохранительной деятельности: вопросы противодействия экстремизму в социальных сетях // Всероссийский криминологический журнал. 2018; Т.12; № 4. С. 468–475.
19. Терроризм и экстремизм: моделирование информационного противодействия: монография / А.А. Андреев, К.М. Бондарь, В.А. Минаев; Дальневосточный юрид. ин-т МВД России. – Хабаровск: РИО ДВЮИ МВД России, 2020. – 248 с.
20. Яковлевский М.В. Обработка сеточных данных на распределенных вычислительных системах // Вопросы атомной науки и техники. Сер. Математическое моделирование физических процессов. 2004. Выпуск 2. С. 40–53.

References:

1. Averchenkov V.I. Analysis of the application of models of vector representation of textual information for Russian-language texts / V.I. Averchenkov, D.V. Budylsky, A.G. Podesovsky. *Bulletin of Computer and Information Technologies*. 2016; 3(141):31–37. (In Russ)
2. Batura T.V. Models and methods of analysis of computer social networks. *Software products and systems*, 2013;3:130–137. (In Russ)
3. Bertsun V.N. Mathematical modeling on graphs. Part2:Tomsk: *Publishing House Vol. un-ta*, 2013;88 (In Russ)
4. Golovchenko E.N. Review of graph decomposition algorithms. Preprints of M.V. Keldysh IPM. 2020; 2: 38. (In Russ)

5. The use and development of methods for assessing the tonality of social network content in order to ensure the information security of users / E.A. Moskaleva [et al.] *Information and security* / Voronezh. gos. tech. un-T. Voronezh. 2019; 22: 3(4): 433-444. (In Russ)
6. Methodological and algorithmic support for the evaluation of destructive content circulating in the social network S.S. Kulikov [et al.] *Information and security*. Voronezh. gos. tech. un-T. Voronezh. 2019; 22: 3(4): 373-386. (In Russ)
7. Minaev V.A., Fedorovich V.Yu. Modeling of information impacts in social networks: territorial aspect. *Bulletin of the Russian New University. Series: Complex Systems: models, analysis and management*. 2019;4: 8-16. DOI: 10.25586/RNU.V9187.19.04. P.008. (In Russ)
8. Minaev V.A. Methods of detecting latent and negative information in text documents / V.A. Minaev, I.D. Korolev, I.A. Kislenko. *Technosphere security technologies*. 2016; 5(69): 241-248. (In Russ)
9. Minaev V.A., Simonov A.V. Quantitative assessment of the destructiveness of large text arrays in social media. *Information and security*. 2021;24(2):267-280.DOI 10.36622/ STU.2021.24.2.011. (In Russ)
10. Minaev, V.A. Application of deep neural networks to identify destructive content in social media / V.A. Minaev, A.V. Simonov, Polikarpov E.S. *Information and security*. 2021;24(3):361-372. DOI: 10.36622/VSTU.2021.24.3.004. (In Russ)
11. Minaev V.A., Rabchevsky A.N., Mustakimova Ya.R. Identification of information operations in social networks at their early stages. *Information and security*. Voronezh. gos. tech. un-T. Voronezh. 2022; 25(4): 485-494. DOI 10.36622/VSTU.2022.25.4.002(In Russ)
12. Ostapenko A.G. Social networks and destructive content / A.G. Ostapenko [et al.]; edited by chl.-cor. RAS D.A. Novikova. M.: Hotline – Telecom, 2017;276. (In Russ)
13. Polyakov A.A., Chepovsky A.A., Chepovsky A.M. Algorithms for finding paths on large-size graphs. *Fundamental and applied Mathematics*. 2014;19(1):165-172. (In Russ)
14. Signs and methods of identifying destructive content in the regional Internet space / S.P. Mayorova [et al.] *Information and security* / Voronezh. gos. tech. un-T. Voronezh. 2019; 22(3(4):423-432. (In Russ)
15. Rokha I. Improvements in spectral division in half // arXiv.org. 2017; 1-17. (In Russ)
16. Semenova A.V., Kureychik V.M. Ensemble of classifiers for automatic replenishment of ontologies. *News of the SFU. Technical sciences*. 2018; 2 (196):163-173. (In Russ)
17. Modern methods of identifying communities in social networks Chesnokov V.O., Klyucharev P.G. Science and Education. *Bauman Moscow State Technical University. Electron. Journal*. 2017; 4:137-152. (In Russ)
18. Sukhodolov A.P., Lebedev A.V., Toropov B.A., Babkin A.A., Spasennikov B.A. Mathematical methods in law enforcement: issues of countering extremism in social networks. *All-Russian Criminological Journal*. 2018; 12(4):468-475. (In Russ)
19. Terrorism and extremism: modeling of information counteraction: monograph. A.A. Andreev, K.M. Bondar, V.A. Minaev; Far Eastern Jurid. in-t of the Ministry of Internal Affairs of Russia. – Khabarovsk: RIO DVUI of the Ministry of Internal Affairs of Russia, 2020;248. (In Russ)
20. Yakobovskiy M.V. Processing of grid data on distributed computing systems. *Questions of atomic Science and Technology. Ser. Mathematical modeling of physical processes*. 2004; 2: 40-53. (In Russ)

Сведения об авторах:

Константин Михайлович Бондарь, кандидат технических наук, доцент, профессор кафедры информационного и технического обеспечения ОВД; bondar_km@mail.ru

Вадим Сергеевич Дунин, кандидат технических наук, заместитель начальника кафедры информационного и технического обеспечения ОВД; dvs_82@mail.ru

Павел Борисович Скрипко, кандидат технических наук, доцент, начальник кафедры информационного и технического обеспечения ОВД; skripkor@yandex.ru

Хохлов Николай Степанович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры инфокоммуникационных систем и технологий; nikolayhohlov@rambler.ru

Information about authors:

Konstantin M. Bondar, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Prof., Department of Information and Technical Support, bondar_km@mail.ru

Vadim S. Dunin, Cand. Sci. (Eng.), Deputy Head of the Department of Information and Technical Support; dvs_82@mail.ru

Pavel B. Skripko, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Head of the Department of Information and Technical Support; skripkor@yandex.ru

Nikolai S. Khokhlov, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Prof., Department of infocommunication systems and technologies; nikolayhohlov@rambler.ru

Конфликт интересов/Conflict of interest.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию/Received 23.01.2024.

Одобрена после рецензирования/ Revised 19.02.2024.

Принята в печать/Accepted for publication 19.02.2024.