

НЕЯВНЫЕ СООБЩЕСТВА В СЕТЯХ И ИНФОРМАЦИОННОЕ ВОЗДЕЙСТВИЕ

А. А. Чеповский^{1,a}, А. М. Чеповский^{1,2,b}

¹ Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», г. Москва, Российская Федерация

² Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова, г. Москва, Российская Федерация

^a ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0938-3517>, ✉ aachepovsky@hse.ru

^b ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8959-6119>, СЧеповский.АМ@rea.ru,

Аннотация: в настоящей работе авторы изучают проблему как оценки качества выделения неявных сообществ на графе, полученном при импорте данных из социальных сетей и мессенджеров, так и методов анализа таких сетей на предмет выявления информационного воздействия на их акторов. Рассматриваются два подхода к оценке корректности разбиения графа на сообщества. Первый способ оценки основан на методах теории информации и заключается в подсчете нормализованной взаимной информации (NMI) и асимметрично-нормализованной взаимной информации (ANRMI). В рамках второго подхода рассмотрены три метода оценки качества выделения неявных сообществ, основанные на анализе текстовых массивов сопоставленных сообществ. Определяются и сравниваются коэффициенты попарной ранговой корреляции для словарей разных текстовых массивов. Применяется анализ соответствий для исследования корпусов текстов сообществ. Третий метод анализа заключается в подсчете психолингвистических характеристик текстовых массивов неявных сообществ. На примерах реальных данных показана применимость методов исследования для оценки качества разбиений графа взаимодействующих объектов социальных сетей и мессенджеров на сообщества и анализа информационного воздействия в такой сети.

Ключевые слова: выделение неявных сообществ, взаимная информация, ранговая корреляция, психолингвистические характеристики, информационное воздействие..

Для цитирования: Чеповский А. А., Чеповский А. М. Неявные сообщества в сетях и информационное воздействие. *Успехи кибернетики*. 2025;6(1):55–61.

Поступила в редакцию: 13.01.2025.

В окончательном варианте: 26.01.2025.

IMPLICIT COMMUNITIES IN SOCIAL NETWORKS AND INDOCTRINATION

А. А. Chepovsky^{1,a}, А. М. Chepovsky^{1,2,b}

¹ National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation

² Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russian Federation

^a ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0938-3517>, ✉ aachepovsky@hse.ru

^b ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8959-6119>, СЧеповский.АМ@rea.ru

Abstract: we studied the problem of assessing the quality of implicit community detection in a graph constructed from data imported from social networks and instant messengers. Additionally, we analyzed methods for identifying indoctrination within such networks. We considered two approaches to evaluating the accuracy of community detection. The first approach, based on information theory, involved calculating normalized mutual information (NMI) and asymmetrically normalized mutual information (ANRMI). The second approach examined three methods for assessing the quality of implicit community detection using text analysis. We determined and compared pairwise rank correlation coefficients for dictionaries derived from different text arrays. We also applied correspondence analysis to study corpora of community texts. The third method involved calculating the psycholinguistic characteristics of text arrays associated with implicit communities. Using real data, we demonstrated the applicability of these methods for evaluating the partitioning of a social network graph and analyzing information influence within the network.

Keywords: implicit community detection, mutual information, rank correlation, psycholinguistic characteristics, indoctrination..

Cite this article: Chepovsky A. A., Chepovsky A. M. Implicit Communities in Social Networks and Indoctrination. *Russian Journal of Cybernetics*. 2025;6(1):55–61.

Original article submitted: 13.01.2025.

Revision submitted: 26.01.2025.

Введение

Описание информационного воздействия на пользователей социальных сетей и мессенджеров связано с проблемой выделения неявных сообществ на графе взаимодействия акторов, широко описанной в научной литературе, например, в работах [1–3]. Задача выделения неявных сообществ на графе заключается в разбиении графа на подграфы, такие, что плотность связей внутри этих подграфов намного выше плотности связей между ними. Представляет интерес нахождение и пересекающихся сообществ, подразумевающих наличие общих вершин, принадлежащих сразу нескольким сообществам. Особенность рассматриваемой проблематики заключается в том, что задача выделения сообществ не имеет точного решения: нет однозначного математического определения понятия «сообщество».

Актуальной задачей при анализе структуры графов является оценка качества выделения сообществ [1, 2, 4]. Под качеством выделения сообществ на графе социальной сети можно понимать соответствие полученных неявных сообществ задачам выявления информационного взаимодействия между акторами сети. Один из классических методов сравнения результатов выделения сообществ на графах произвольной природы основан на применении методов теории информации и заключается в подсчете нормализованной взаимной информации (NMI) для двух (и более) различающихся разбиений одного и того же графа [5, 6]. Разными авторами рассматривались и ее модификации, в том числе и асимметричная версия (ANRMI) [7–9]. В целом, такой подход описывает результаты, основанные на структуре сети, без учета дополнительных метаданных, которые для случая графов социальных сетей представляют собой важный фактор.

В предыдущих работах [3, 10–12] нами были предложены иные методики для оценки качества выделения неявных сообществ на графах социальных сетей и мессенджеров. Эти подходы основаны на анализе текстовых массивов, поставленных в соответствие выявленным сообществам и составленных из всех сообщений входящих в них вершин графа. В работах [3, 10] представлен метод корреляционного анализа применительно к задаче сравнения неявных сообществ. Работа [11] посвящена применению метода анализа соответствий к корпусам текстов неявных сообществ. В работах [3, 12] показано, как использовать вычисление психолингвистических характеристик обобщенных текстов сообществ, выделенных на графе сети Telegram-каналов, для качественного анализа рассматриваемого выделения.

Отметим вышедшие недавно работы [13, 14], в которых методы компьютерной лингвистики успешно применяются для поиска скрытых сообществ в корпусах социальных медиа. Эти работы подтверждают перспективность предложенных нами в работах [3, 10–12] подходов использования методов компьютерной лингвистики для исследования неявных сообществ, выделенных алгоритмами анализа топологии графов.

В данной работе мы обобщаем предложенное ранее [3, 10–12] использование методов компьютерной лингвистики для оценки качества выделения неявных сообществ на графах взаимодействия в социальных сетях и их применение для анализа информационного воздействия. Дополнительно показано использование в контексте этой задачи стандартного инструментария по оценке разбиения на сообщества с использованием показателей NMI.

Анализируемые сообщества

Массив данных, на которых будем применять различные методики, получен при импорте из мессенджера Telegram, если быть точнее, то строятся графы его публичных каналов, как это описано в работах [3, 12]. Рассмотрим четыре графа, полученных таким образом и соответствующих различным тематикам обсуждения: развлекательные, образовательные, общественно-политические. Данные были получены в конце 2022 года. Размеры исходных графов: G_1 состоит из 619 вершин и 2973 ребер; G_2 состоит из 458 вершин и 2698 ребер; G_3 состоит из 89 вершин и 207 ребер; G_4 состоит из 472 вершин и 16249 ребер; G_5 состоит из 288 вершин и 2167 ребер. Далее к этим графам был применен метод Галактик [3, 12] для выделения неявных пересекающихся сообществ. На графах G_1 , G_2 и G_3 было выделено по 8 пересекающихся сообществ, на графе G_4 выделено 3, а на графе G_5 — 18 пересекающихся сообществ.

Для методик, основанных на процедурах компьютерной лингвистики, формировались массивы текстов выделенных сообществ. Эксперименты с корпусами текстов проводились для графа G_1 , подробно описанного в работе [12]. Для каждого из выделенных на этом графе сообществ S_i ($i = 0, \dots, 7$) брались текстовые сообщения всех пользователей, представляющих вошедшие в S_i вершины. Эти тексты объединялись по сообществам в единый для каждого из них текстовый массив на русском языке.

Размеры полученных корпусов, очищенных от специальных символов, для этих восьми сообществ составили (в Кб): {335; 39208; 13571; 3485; 1633; 37897; 2925; 10794}. Из текстов выделялись различные лингвистические характеристики процедурами, описанными в [3, 15], и составлялись их частотные словари: буквосочетаний различной длины; начальных форм слов различных частей речи; именных и глагольных групп; псевдооснов словоупотреблений (часть слова без некоторых аффиксов).

Метод взаимной информации

Для начала посмотрим на классический подход оценки качества разбиения, который можно применить на рассматриваемом наборе данных. Подход основан на подсчете взаимной информации и на предположении, что для близких разбиений достаточно сообщить небольшое количество информации, чтобы получить из одного разбиения другое. Применение методов теории информации к задаче обнаружения сообществ помогает понять через энтропию, сколько информации требуется для перемещения объектов из одного сообщества в другое [5, 6]. Более подробно энтропия для разбиения C графа на сообщества определяется как:

$$H(C) = - \sum_{i=1}^{k(C)} P(C_i) \log_2 P(C_i), \quad (1)$$

где $P(C_i)$ — вероятность того, что случайная вершина принадлежит сообществу C_i , $k(C)$ — количество сообществ в разбиении C .

Условная энтропия $H(S | C)$:

$$H(S | C) = - \sum_{i=1}^{k(C)} \sum_{j=1}^{k(S)} P(C_i, S_j) \log_2 P(C_i, S_j), \quad (2)$$

где $P(C_i, S_j)$ — вероятность того, что случайная вершина принадлежит сообществу C_i в разбиении C и сообществу S_j в разбиении S .

Взаимная информация между двумя разбиениями C и S измеряет, насколько знание одного разбиения уменьшает неопределенность относительно другого. Нормализованная взаимная информация (NMI) используется для улучшения интерпретации взаимной информации, нормируя ее относительно энтропий двух разбиений:

$$NMI(C; S) = \frac{(H(S) - H(S|C))}{\frac{1}{2}(H(C) + H(S))}, \quad (3)$$

получаем $[0; 1]$ как диапазон принимаемых значений, где $NMI = 1$ означает полное соответствие между разбиениями.

Мера 3 симметрична, что означает: значение не зависит от порядка разбиений C и S . Для устранения искажений и более точного оценивания качества выделения сообществ разными авторами в работах [7–9] была введена асимметрично-нормализованная преобразованная взаимная информация (ANRMI), нормализующая взаимную информацию с использованием энтропии только одного из разбиений для сравнения разбиений на сообщества в результате применения алгоритмов к графам с заранее известной первичной структурой:

$$ANRMI(C; S) = \frac{(H(S) - H(S|C))}{H(S)}, \quad (4)$$

где $H(S)$ — энтропия первичного разделения S на сообщества графа.

В качестве вычислительного эксперимента для пяти описанных выше графов по 3 и 4 были подсчитаны нормализованная взаимная информация (NMI) и асимметрично-нормализованная преобразованная взаимная информация (ANRMI). Подсчеты производились для исходного выделения сообществ методом Галактик и результатов работы на этих же графах одного из классических алгоритмов *Louvain*, основанного на максимизации модулярности [16]. Усредненные значения подсчитанных показателей взаимной (асимметричной) информации по этим двум методам выделения сообществ представлены в таблице 1.

Таблица 1

Подсчет показателей *NMI* и *ANRMI* для разбиений G_1 – G_5 методом Галактик и алгоритмом *Louvain*

Граф	<i>NMI</i>	<i>ANRMI</i>
G_1	0,25	0,28
G_2	0,47	0,48
G_3	0,65	0,64
G_4	0,07	0,035
G_5	0,21	0,01

Из приведенных данных видно, что в большинстве случаев значения нормализованной взаимной информации и асимметрично-нормализованной преобразованной взаимной информации не отличаются существенно. Наибольшее различие наблюдается для случая большого числа сообществ (граф G_5), тут подсчет *ANRMI* указывает на слабое совпадение разбиений графа, полученных двумя методами.

В любом случае подобные подсчеты могут лишь оценить различие между двумя разбиениями, что дает возможность оценки результатов работы алгоритмов для случаев, когда граф сгенерирован искусственным образом и заранее известна «заложённая» структура сообществ. Для случая реальных данных и полученных при импорте графов эти оценки явно не указывают на качество выделения сообществ с точки зрения «смыслового» содержания. И тем более не могут помочь с оценкой информационного воздействия на акторов сети.

Перейдем теперь к тем методикам оценки качества разбиения графа на неявные сообщества, которые могут помочь с этой задачей и применимы при работе с данными, полученными из реальных сетей.

Корреляционный анализ корпусов текстов сообществ

Суть данного метода заключается в том, что корпуса текстов неявных сообществ сопоставляются попарным сравнением частотных словарей различных лингвистических характеристик (лексических единиц отдельных частей речи, словосочетаний, псевдооснов слов), составленных для каждого из анализируемых наборов текстов. Данная методика подробно описана в [3, 10].

В частотных словарях отсортированные записи рассматриваются как случайные величины с заданными рангами записей. Для каждой пары словарей подсчитываются коэффициенты попарной ранговой корреляции, которые являются оценками наличия связи между случайными величинами [17, 18]. Сравняются коэффициенты попарной ранговой корреляции для словарей разных текстовых массивов одних и тех же лингвистических характеристик.

В расчетах каждая пара словарей приводится к одному и тому же размеру отбрасыванием характеристик с низкими частотами использования. Но анализируемые словари имеют для реальных текстовых массивов достаточно большие размеры. Поэтому учитываются только первые 10000 записей по убыванию частоты элементов каждого из словарей.

Коэффициент попарной ранговой корреляции принимает значения на $[-1; 1]$. Значения, близкие к 1, указывают на согласованность словарей с точки зрения частот распределения лингвистических характеристик в сравниваемых текстах. Обратная ситуация – при значениях коэффициента попарной ранговой корреляции, близких к -1 . Если значения коэффициента попарной ранговой корреляции находятся в окрестности 0, то словари несогласованы, что указывает на различия текстовых массивов.

К приведенным в работе [10] результатам добавим значения коэффициентов попарной ранговой корреляции для словарей глагольных групп (которые считаются одинаковыми, если совпадают псевдоосновы словоупотреблений их составляющих) текстовых массивов сообществ для графа G_1 , полученных при разбиении графа, описанного в [12]. Результаты представлены в таблице 2.

Представленные в таблице 2 результаты показывают, что словари словосочетаний глагольных групп текстовых массивов практически всех сообществ при их попарном сравнении «обратны» по частотам использования словосочетаний в текстах разных сообществ. Это указывает на несовпадение текстов различных сообществ по их тематической и психологической направленности. Такое несовпадение можно трактовать как показатель корректности анализируемого разбиения графа на сообщества.

Таблица 2

Коэффициенты корреляции словарей глагольных групп (в псевдоосновах) текстов сообществ S_i графа G_1

	S_0	S_1	S_2	S_3	S_4		S_5	S_6	S_7
S_0	1								
S_1	-0.7	1							
S_2	-0.79	-0.93	1						
S_3	0.84	-0.91	-1	1					
S_4	-0.52	-0.14	-0.92	-0.91	1				
S_5	-0.7	0.69	-0.93	-0.9	-0.08		1		
S_6	-0.59	-0.12	-0.92	-0.89	-0.25		-0.09	1	
S_7	-0.66	0.2	-0.93	-0.89	-0.045		0.31	-0.15	1

На следующем этапе анализа текстов выделенных сообществ описанным методом подсчета коэффициентов корреляции словарей текстов сообществ со словарями текстов эталонного набора, например, текстов «общественного», «политического», «экстремистского» характера, можно решать для реальных данных задачу выявления информационного воздействия.

Анализ соответствий корпусов текстов сообществ

Анализ соответствия был предложен в качестве метода лингвистического анализа текстовых данных Ж.-П. Бензекри в [19] с целью выявления факторов, группирующих характеристики текстов, и определения взаимной «близости» или «удаленности» подкорпусов на основе анализа совместного появления значений переменных. Анализ соответствия дает геометрическое представление связей между двумя наборами характеристик, определяющими каждый из подкорпусов текстов с точки зрения их смыслового содержания (тематики, психологической направленности, степени и направленности информационного воздействия текстов).

Корпуса текстов неявных сообществ исследовались методом анализа соответствий в [3, 11]. Для исследований корпусов текстов сообществ средствами анализа соответствий использовалась корпусная платформа ТХМ [20], в которой библиотека для анализа соответствий включена как один из инструментов платформы. Каждый подкорпус суть массив текстов одного из неявных сообществ. Близость между значениями характеристик подкорпусов интерпретируется как оценка, указывающая на сходство или различие между подкорпусами.

На рис. 1 представлена диаграмма расположения подкорпусов по результатам анализа соответствий для частотных таблиц слов для корпуса текстов сообществ графа G_1 . На диаграмме подкорпуса разнесены в презентационном пространстве результаты анализа соответствий. В названии осей указывается процент вхождения в выделенный фактор характеристик относительно всего корпуса. По осям откладывается отклонение набора признаков от указанного в названии оси процента вариации для данного подкорпуса. Удаление от пересечения осей координат в расположении подкорпуса по осям координат указывает на отличие набора признаков (частота встречаемости) от признаков по всему корпусу.

Результаты анализа соответствий явно показывают разделение подкорпусов текстов выделенных неявных пересекающихся сообществ по лингвистическим характеристикам. По нашему мнению, это можно рассматривать как свойство выделенных на графе сообществ, которое может подтверждать корректность выделения.

В частности, результаты применения анализа соответствий и корреляционного анализа показывают возможность выявлять наборы лингвистических характеристик в качестве дифференцирующих признаков, характеризующих различия в массивах текстов неявных сообществ. Этот же инструментальный позволяет оценить содержание текстов выделенных сообществ и с точки зрения задачи выявления информационного воздействия на акторов сети.

Психолингвистические характеристики текстов сообществ

При анализе текстовых массивов неявных сообществ вычисляются статистические лингвистические характеристики, которые можно трактовать как психолингвистические характеристики. Данные

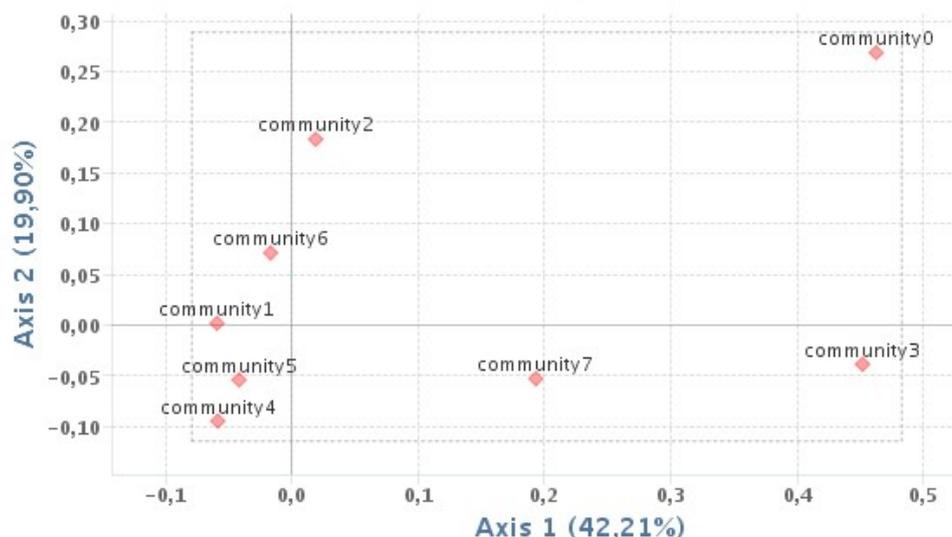


Рис. 1. Анализ соответствий для слов корпуса текстов сообществ графа G_1

процедуры описаны в [3, 12]. Исследуется 23 различных фактора, из которых выбираются маркеры, которые могут характеризовать психологическую направленность массивов текстов различных сообществ.

Рассмотрим, в частности, два таких фактора — два коэффициента действия, вычисляемых как отношение количества глаголов к количеству прилагательных. Отношение берется в первом случае без учета причастий и деепричастных оборотов, а во втором случае — с учетом причастий и деепричастий. Для исследуемых нами текстов сообществ значения этих коэффициентов изменяются от 0,6 до 1,5. Различные значения для текстов сообществ указывают на различные установки на действия в разных сообществах. Это показывает, что коэффициенты действия являются маркерами различных сообществ.

Для текстов сообществ с близкими значениями коэффициентов действия наблюдаются различия в значениях другого фактора — коэффициента лексического разнообразия, который вычисляется как отношение числа уникальных псевдооснов к числу словоупотреблений в тексте. Для таких текстовых массивов коэффициент лексического разнообразия изменяется от 0,05 до 0,14. Такие различия связаны с различной тематикой, обсуждаемой в сообществах (например, новостные политические каналы и каналы, посвященные искусству, имеют различающиеся значения этого фактора). Поэтому коэффициент лексического разнообразия является дополнительным маркером, указывающим на принадлежность текстов разным сообществам.

Другими дополнительными маркерами текстов сообществ являются, как следует из наших экспериментов, такие характеристики синтаксических конструкций, как среднее количество числа «подгрупп» в одной именной группе и среднее количество числа «подгрупп» в одной глагольной группе. Они дают различия в значениях (от 2,7 до 4,0) для текстов сообществ с близкими значениями других перечисленных характеристик.

Таким образом, на реальных данных показана возможность использовать психолингвистические характеристики для анализа выделенных сообществ на графе взаимодействующих объектов социальных сетей и мессенджеров. С учетом возможности оценки по психолингвистическим характеристикам направленность членов сообществ данных характеристик позволяет выделять группы, в которых ведется активное информационное воздействие.

Заключение

В данной работе сформулирован в полном объеме принципиально новый подход к оценке корректности выделения неявных сообществ на графах взаимодействующих объектов, основанный на лингвистическом анализе текстов, построенных на основе текстовых атрибутов вершин соответствующих сообществ. На основе исследования реальных данных показана возможность оценки корректности выделения неявных сообществ на графе, импортированном из социальных сетей и мессенджеров.

В работе показано, что классические методы оценки качества разбиения графа на сообщества,

такие как вычисление характеристик взаимной информации, не позволяют оценивать содержательно полученное разбиение. Это ограничивает их применение при решении проблем, связанных с анализом информационного воздействия на акторов сети.

Представленные в работе методы компьютерной лингвистики: корреляционный анализ, анализ соответствий, анализ психолингвистических характеристик, — применимы для решения как задачи оценки корректности выделения сообществ на графе социальной сети, так и задачи выявления информационного воздействия в такой сети.

ЛИТЕРАТУРА

1. Fortunato S., Newman M. E. J. 20 Years of Network Community Detection. *Nat. Phys.* 2022;18:848–850.
2. Чеповский А. А. О неявных сообществах на графе взаимодействующих объектов. *Успехи кибернетики.* 2023;4:56–64. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-1-08.
3. Чеповский А. А. *Анализ графов взаимодействующих объектов.* М.: Национальный открытый университет «ИНТУИТ»; 2022. 270 с.
4. Fortunato S. Community Detection in Graphs. *Physics Reports.* 2010;486:75–174.
5. Danon L., Díaz-Guilera A., Duch J., Arenas A. Comparing Community Structure Identification. *J. Stat. Mech.* 2005;P09008.
6. Lancichinetti A., Fortunato S., Radicchi F. Benchmark Graphs for Testing Community Detection Algorithms. *Physical Review.* 2008;E78:046110. 6 p.
7. Newman M. E. J., Cantwell G. T., Young J.-G. Improved Mutual Information Measure for Clustering, Classification, and Community Detection. *Physical Review E.* 2020;101:042304. DOI: 10.1103/PhysRevE.101.042304.
8. Jérôme A., Kirkley A. Asymmetrically Normalized Mutual Information: Unbiased Measure for Comparing Clusterings with Different Numbers of Clusters. *Physical Review E.* 2020;101:042301.
9. Jerdee M., Kirkley A., Newman M. E. J. Normalized Mutual Information is a Biased Measure for Classification and Community Detection. arXiv:2307.01282. DOI: 10.48550/arXiv.2307.01282.
10. Аванесян Н. Л., Зенькова В. В., Чеповский А. А., Чеповский А. М. Анализ текстов сообществ социальных сетей. *Успехи кибернетики.* 2023;4:33–39. DOI: 10.51790/2712-9942-2023-4-2-05.
11. Фокина А. И., Чеповский А. А., Чеповский А. М. Использование платформы ТХМ корпусного анализа для анализа текстов сообществ социальных сетей. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии.* 2023;21:29–38. DOI: 10.25205/1818-7900-2023-21-2-29-38.
12. Чеповский А. А. Об особенностях построения и анализа графов взаимодействующих объектов в сети Telegram-каналов. *Вопросы кибербезопасности.* 2023;1:75–81. DOI: 10.21681/2311-3456-2023-1-75-81.
13. Мамаев И. Д., Митрофанова О. А. Лингвистические параметры для идентификации скрытых сетевых сообществ. *Terra Linguistica.* 2024;15:102–115. DOI: 10.18721/JHSS.15108.
14. Мамаев И. Д. Лингвистические профили скрытых сообществ: морфосинтаксический аспект. *Филологические науки. Вопросы теории и практики.* 2024;17:1155–1162. DOI: 10.30853/phil20240168.
15. Соловьев Ф. Н. Автоматическая обработка текстов на основе платформы ТХМ с учетом анализа структурных единиц текста. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии.* 2020;18:74–82. DOI: 10.25205/1818-7900-2020-18-1-74-82.
16. Blondel V. D., Guillaume J.-L., Lambiotte R., Lefebvre E. Fast Unfolding of Communities in Large Networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment.* 2008;10:P10008.
17. Бендат Дж., Пирсол А. *Прикладной анализ случайных данных.* М.: Мир; 1989. 540 с.
18. Деза Е. И., Деза М. М. *Энциклопедический словарь расстояний.* М.: Наука; 2008. 444 с.
19. Benzécri J.-P., Bellier L. *L'analyse des données. V. 2: L'analyse des Correspondances.* Paris: Dunod; 1976. 616 p.
20. Heiden S. The TXM Platform: Building Open-Source Textual Analysis Software Compatible with the TEI Encoding Scheme. *Proceedings of the 24th Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation.* Sendai, Japan. 2010:389–398.