

Цифровое здравоохранение

**МОДУЛЯРНОСТЬ СЕТЕЙ И ЭПИДЕМИИ: НОВЫЕ ПОДХОДЫ К
МОНИТОРИНГУ ИНФЕКЦИЙ В РОССИИ НА ПРИМЕРЕ COVID-19**

Статья рекомендована к публикации главным редактором Т. В. Ершовой 14.08.2025.

Павленко Борис Владимирович

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»

Международный центр изучения институтов и развития

Аспирант

Стажер-исследователь

Москва, Российская Федерация

bvpavlenko@hse.ru

Касьяненко Анастасия Анатольевна

ФГБОУ ВО «Московский педагогический государственный университет»

Бакалавр программы «Прикладная геоэкология»

Москва, Российская Федерация

aa_kasyanenko@student.mpgu.edu

Аннотация

Распространение заболеваний и угроза пандемии заставляет государства вкладывать существенные ресурсы в развитие системы здравоохранения. Несмотря на интерес исследователей к сетевому моделированию распространения заболеваний, такие методы редко применяются в России. В данной работе мы рассматриваем индекс модулярности построенный на сетевых данных как фактор распространения инфекционных заболеваний. Данные для сетевого анализа выгружены из социальной сети «ВКонтакте». Индекс модулярности измеряет число связей внутри групп относительно связей между группами. Модулярность ограничивает распространение заболевания между группами. Анализ данных показал отрицательную связь индекса фрагментации, оценивающего модулярность сетей с распространением COVID-19 на уровне регионов России.

Ключевые слова

сетевой анализ; распространение заболеваний; COVID-19; социальный капитал; «ВКонтакте»

Введение

Вирусные заболевания такие как COVID-19 передаются от человека к человеку, а значит, имеют сетевую природу. Несмотря на то, что Российские исследования свидетельствуют о важности сетевого моделирования распространения заболеваний [1] эмпирических работ по этой тематике нами обнаружено не было. В настоящей работе мы стремимся продемонстрировать, что данные, полученные из онлайн социальных сетей, могут быть использованы для моделирования распространения инфекционных заболеваний. В частности, в работе рассматривается зависимость между распространением COVID-19 и индексом модулярности сетей социальных отношений жителей России, построенный на данных из социальной сети «ВКонтакте».

Необходимо отметить развитие сетевых математических моделей распространения заболеваний, которые используют большой набор факторов [1]. В частности, агентные (agent-based) модели распространения заболеваний (AMP3), позволяют моделировать процесс распространения заболевания с учетом сетевой природы заболеваний и характеристик агентов [2]. Симуляции таких моделей показывают важность плотности населения, мобильности населения (в том числе

© Павленко Б. В., Касьяненко А. А., 2026

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «С указанием авторства - С сохранением условий версии 4.0 Международная» (Creative Commons Attribution – ShareAlike 4.0 International; CC BY-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/legalcode.ru>

https://doi.org/10.52605/16059921_2026_04_61

ограничений мобильности типа локдаунов) [3],[4]. Однако, из-за включения большого числа факторов, такие модели зачастую не включают структуру сетей знакомств между агентами при моделировании. Хотя существуют работы, которые исследуют влияние сетевой структуры в АМРЗ моделях [5]. Результаты нашего исследования, могут быть использованы для разработки АМРЗ моделей для России с фрагментированной сетевой природой на уровне городов.

Прошлые исследования показывают, что модулярность сети предсказывает распространение болезней среди животных [6], [7]. Модулярность — показатель разделенности графа на мелкие, закрытые группы. Высокая модулярность означает, что связи формируются внутри групп точек, а не между разными группами. Исследования показывают, что модулярность может иметь квадратичную связь с возможностями распространения [6]. С одной стороны, чем больше связей внутри одной группы, тем быстрее распространится болезнь, если заболит один член группы. С другой стороны, появляются важные точки на стыке групп, через которые болезнь должна пройти, чтобы распространяться дальше. Кроме этого, прошлые исследования из других стран демонстрируют важность и валидность данных из онлайн социальных сетей как фактора распространения COVID-19 [8].

Кроме этого, распространение болезней у людей регулируется их поведением. Например, желание оставаться дома и участвовать в самоизоляции зависит от ожиданий относительно действий других людей [9]. Представление человека о других людях напрямую связано с доверием и понятием социального капитала [10]. Доверие — ожидания относительно интенций других людей. Так, оценка риска COVID-19 в России была положительно связана с доверием членам семьи и отрицательно связана с доверием соседям [11]. При этом, модулярность сети также может использоваться для оценивания социального капитала на макроуровне, так как сети также формируются от ожиданий и действий людей [12]. Было показано, что показатели социального капитала на макроуровне построенных на информации из социальных сетей могут предсказывать риск коррупции [13] и экономическое развитие муниципалитетов [14].

Наконец, прошлые исследования показывали, что распространение инфекционных болезней связано с социально-экономическими факторами [15], [16] и показателями среды [17]. Например, распространение туберкулеза связано с низким доходом [15] социальным статусом [16]. А распространение COVID-19 ассоциировалось с качеством воздуха в городах России [17] и плотностью населения [18]. Кроме этого, число заболевших COVID-19 было выше, в регионах с более высокой экономической активностью, миграцией и отсутствием или несоблюдением противоковидных ограничений [19]. Данная работа также вносит свой вклад в исследования о факторах среды на распространении инфекционных болезней. А также, демонстрирует важность данных, собранных из онлайн социальных сетей, для моделирования распространения пандемии.

1 Методология

1.1 Сетевые индексы

Модулярность графа оценивает склонность к скоплению точек в графе в закрытые группы (сообщества), где большинство связей соединяет точки внутри этих сообществ, а не между сообществами. Для того чтобы разделить граф на сообщества мы использовали Алгоритм Лейдена [20], который является улучшенной версией Лувенского алгоритма [21]. Работа алгоритма заключается в том, что итерационно мы пытаемся объединить соседние точки в единое сообщество, пока растет доля связей внутри сообщества относительно связей между сообществами. После чего, граф пытается объединить уже сообщества вместе, чтобы ускорить расчеты. Алгоритм Лейдена отличается от Лувенского Алгоритма дополнительным этапом, на котором на уровне сообществ пытаются разделить сообщества на подсообщества проверяя тот же критерий.

Используя информацию о разделении графа на сообщества, мы считаем индексы модулярности сети. Индекс модулярности представлен в (1).

$$Q(S) = \sum_{k=1}^K \left(\frac{L_k^w}{L} - \left(\frac{L_k}{L} \right)^2 \right), \quad (1)$$

где L — число ребер в сети, L_k — число ребер, смежных с членами сообщества k , а L_k^w — число ребер внутри сообщества k .

В работе [7] было показано, что значения индекса модулярности будут зависеть от размера графа. Был предложен альтернативный индекс, построенный на основе индекса модулярности, который не имеет такого недостатка. Для построения индекса фрагментации, нужно посчитать модулярность альтернативного графа, где исключены все связи между различными сообществами.

$$Q_{\max}(S') = \sum_{k=1}^K \left(\frac{L_k^w}{L} - \left(\frac{L_k}{L} \right)^2 \right), \quad (2)$$

В (2) представлена формула расчета модулярности, для альтернативного графа S' . Где граф $-S'$ копия оригинального графа S , из которого исключены все связи между различными сообществами.

$$F_s = \frac{Q(S)}{Q_{\max}(S')}, \quad (3)$$

Индекс фрагментации представлен в (3). Другими словами, индекс фрагментации — это индекс модулярности, скорректированный с учетом размера сети. Эта методология использовалась в соответствии с ранее проведенными исследованиями [7], [13].

1.2 Гипотезы

Как было отмечено ранее, существует два механизма в результате действия которых фрагментация сети влияет на распространение инфекционных заболеваний. Прямое влияние через распространение в рамках сети и косвенное, определяемое поведением людей через социальный капитал. Однако, разные виды заболеваний распространяются по-своему. Так, отличные друг от друга заболевания требуют уникальной частоты и плотности контактов для распространения. Также, как информация распространяется по-разному в зависимости от типа и широты связей [22]. Учитывая, что информация по сетям и заболевания имеют общую модель распространения, следует ожидать, что заболевания, которые требуют частых и плотных контактов [23], [24] распространяются через широкие связи (близкие контакты, друзья). А заболевания, которые с легкостью распространяются через воздух [25] напротив, будут распространяться через узкие связи (знакомые, друзья друзей). Фрагментация показывает отношение связей между членами одного сообщества относительно связей других сообществ. Стоит ожидать, что связи внутри сообщества более широкие, чем между различными сообществами. В более фрагментированной сети больше широких связей.

Рассмотрим второй фактор распространения заболеваний — социальный капитал. Социальный капитал — это структура социальных издержек коммуникации в обществе. В социальный капитал входит доверие, сети связей между людьми и нормы в обществе [26]. Было показано, что социальный капитал связан со спросом на перераспределение — в обществе с высоким доверием жители готовы увеличивать перераспределение, так как считают, что эти деньги будут разумно потрачены [27]. Также выделяют отдельные виды социального капитала — связывающий (bonding) и соединяющий (bridging) [28]. Связывающий социальный капитал определяет доверие к близкому кругу — друзья, родственники и ассоциируется с широкими связями. Соединяющий социальный капитал определяет доверие к незнакомым людям и ассоциируется с узкими связями.

В работе [29] было продемонстрировано, что соединяющий социальный капитал, измеренный через про-социальные действия связан с меньшим распространением COVID-19 и меньшей смертностью на выборке стран Европы. В работе [11] отмечается, что восприятие риска COVID-19 негативно связана с доверием соседям и положительно связана с доверием родственникам. В отличие от стран Европы, в России важную роль во время пандемии играет связывающий тип социального капитала, вместо соединяющего. Вероятно такое поведение связано с нежеланием заразить родственников. Также из-за относительно низкого уровня доверия среди населения России, люди склонны считать, что другие граждане не будут соблюдать меры предосторожности для сокращения распространения COVID-19.

Мы предполагаем, что общий эффект на распространение инфекционных заболеваний (в частности, COVID-19) от фрагментации должен быть отрицательным. Это результат наложения двух эффектов — влияния структуры сетей на распространение и эффектов социального капитала. Получаем основную гипотезу исследования:

Гипотеза. Уровень фрагментации социальных сетей негативно связан с распространением COVID-19

2 Результаты

В данном блоке будут рассмотрены данные, которые используются для анализа, и приведены результаты регрессионного анализа. Оценены зависимости между средним уровнем фрагментации сети и заболеваемостью COVID-19 на уровне регионов России.

2.1 Данные

«ВКонтакте» — крупнейшая онлайн социальная сеть в России. Во «ВКонтакте» как минимум один раз в месяц заходит 74,4 процента населения России в возрасте от 12 лет [30]. Пользователи этой социально могут общаться, добавлять другие аккаунты в список контактов (добавлять в друзья). Эту информацию можно использовать для построения сетей знакомств.

Для того, чтобы получить данные о структуре социальных отношений были выгружены данные о социальных связях жителей крупнейших городов из онлайн социальной сети «ВКонтакте». При выгрузке использовались случайные аккаунты из выбранного города с учетом пола и возраста. Используя VK API [31], мы получили базу друзей и друзей друзей для каждого аккаунта и объединяли полученную сеть вместе. Таким образом мы сделали единую сеть для каждого города. Заметим, что качество полученной выборки графа определяется пропорцией собранных связей и собранных точек, а также методом сэмплирования [32]. Данные были собраны в период с 16 по 23 марта 2024-го года.

В итоговой выборке было включено 65 регионов. Индекс фрагментации для регионов был получен с помощью усреднения на выборке из 402 городов России, в среднем, на один регион приходится 6,2 города. Для каждого города мы взяли его географическое положение и усреднив их для регионов из выборки мы получили среднее положение города в выборке по регионам России. Для контрольных и зависимых переменных используются данные Росстата по демографическим, экономическим и социальным показателям, а также здравоохранению за 2021 и 2022 год.

Описательные статистики переменных представлены в (табл. 1). В Регрессионном анализе использовалась линейная регрессия, оценки для которой были получены с помощью МНК. Независимой переменной выступал индекс фрагментации сетей, а зависимой уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек. Контрольными переменными при анализе являются уровень урбанизации, натуральный логарифм численности населения, доля работников с высшим образованием среди рабочей силы, ожидаемая продолжительность жизни при рождении, Доля населения моложе трудоспособного возраста, а также Доля работников с высшим образованием среди рабочей силы. Все контрольные переменные представлены за 2021 и 2022 годы, за исключением уровня образования, данные по которому удалось найти только за 2021 год.

Для проверки на робастность результатов и включения большего числа контрольных переменных в модель мы объединили данные по заболеваемости COVID-19 в панель за 2 года (2021 и 2022). Это позволило контролировать на число квадратных метров жилья на жителя домохозяйства (с лагом в один год), плотность населения, уровень образования, долю населения в трудоспособном возрасте, уровень урбанизации, ожидаемую продолжительность жизни при рождении. Лаг для квадратных метров был введен из-за отсутствия данных за 2022 год.

Таблица 1. Описательная статистика переменных

		Среднее	Ст. откл.	Минимум	Максимум
Индекс фрагментации, 2024	65	0,375	0,045	0,293	0,483
Число связей в графе относительно населения	65	0,258	0,099	0,103	0,558
Доля населения моложе трудоспособного возраста, 2021	65	18,33	2,29	14	27,4
Уровень урбанизации, 2021	65	72,15	10,45	31	96,4
Натуральный логарифм численности населения, 2021	65	7,2	0,78	4,9	9,05

Доля работников с высшим образованием среди рабочей силы, 2021 год	65	31,12	3,9	23,73	42,54
Ожидаемая продолжительность жизни при рождении, 2021	65	69	1,13	66,3	71,67
Доля населения моложе трудоспособного возраста, 2022	65	18,28	2,26	14,1	27,1
Уровень урбанизации, 2022	65	72,2	10,5	30,8	96,5
Натуральный логарифм численности населения, 2022	65	7,193	0,779	4,900	9,059
Ожидаемая продолжительность жизни при рождении, 2022	65	71,3	1,61	67,8	74,92
Уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек, 2021	65	82,01	22,74	40,5	136,8
Уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек, 2022	65	88,22	27,52	34,1	181,9
Число квадратных метров жилья на одного члена домохозяйства, 2020	65	28,25	3,21	19,66	34,18
Натуральный логарифм средней реальной заработной платы, 2021	65	10,71	0,17	10,39	11,20
Доля населения в работоспособном возрасте, 2021	65	18,33	2,29	14,00	27,40
Число квадратных метров жилья на одного члена домохозяйства, 2021	65	28,97	3,39	20,64	35,16
Натуральный логарифм средней реальной заработной платы, 2022	65	10,84	0,16	10,50	11,33
Доля населения в работоспособном возрасте, 2022	65	18,28	2,26	14,10	27,10
Среднее значение широты городов в выборке, на которой построен индекс фрагментации по регионам России	65	54,24	4,75	43,28	68,06
Среднее значение долготы городов в выборке, на которой построен индекс фрагментации по регионам России	65	59,39	33,16	21,25	158,66

2.2 Регрессии

В (табл. 2) представлены результаты регрессий между уровнем фрагментацией сети и заболеваемостью COVID-19 за 2021 и 2022 годы. Была обнаружена значимая отрицательная зависимость. Причем, фрагментация сети лучше объясняет различия в заболеваемости вместе с другими объясняющими факторами, так как после включения контрольных переменных зависимость становилась более значимой. После исследования проведены проверки на мультиколлинеарность и гетероскедастичность. Мультиколлинеарности не было обнаружено. Для борьбы с гетероскедастичностью использованы стандартные ошибки в форме Уайта.

Таблица 2. Линейная регрессия индекса фрагментации на заболеваемость COVID-19

	Уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек		Уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Индекс фрагментации	-149,18* (60,54)	-215,21*** (55,95)	-219,49** (73,14)	-279,76*** (70,69)

Контрольные переменные на уровне региона:	-	+	-	+
Год:	2021	2021	2022	2022
Число наблюдений:	65	65	65	65
R2	0,087	0,264	0,129	0,271
F-statistic	6,03* (df = 1; 63)	3,46** (df = 6; 58)	9,33** (df = 1; 63)	3,59** (df = 6; 58)
Замечание: *p < 0,05; **p < 0,01; ***p < 0,001 Контрольные переменные включают: уровень урбанизации, натуральный логарифм численности населения, уровень образования работников, ожидаемую продолжительность жизни. Стандартные ошибки в форме Уайта в скобках.				

Для проверки на робастность рассмотрим зависимость в виде панельных данных. Таблица 3. показывает, что обнаруженная отрицательная зависимость робастна при введении дополнительных контрольных переменных. Также, мы видим, что переменная перемножения фрагментации сети на год незначима, а это значит, что различия между регионами объясняют зависимость лучше, чем вариация между годами. Так как в выборке всего 2 периода мы не можем включить дамми переменные для каждого региона, поэтому мы не учитываем эффектов региона.

Таблица 3. Регрессия индекса фрагментации на заболеваемость COVID-19, панельные данные

	Уровень заболеваемости COVID-19 на 1000 человек	
	(5)	(6)
Индекс фрагментации	-237,41*** (50,03)	-202,95*** (56,20)
Бинарная переменная, год – 2022	5,31 (4,35)	31,15 (31,05)
Индекс фрагментации x Бинарная переменная, год – 2022	-	-68,88 (81,03)
Контрольные переменные	+	+
Эффекты регионов	-	-
Эффекты года	-	+
Число наблюдений	130	130
R ²	0.267	0.271
F Statistic	4,34*** (df = 10; 119)	3,98*** (df = 11; 118)
Замечание: *p < 0,05; **p < 0,01; ***p < 0,001 Контрольные переменные включают: плотность населения, натуральный логарифм численности населения, среднее число квадратных метров жилья на одного жителя домохозяйства с лагом в один год, натуральный логарифм реальной заработной платы, уровень урбанизации, доля населения в работоспособном возрасте, ожидаемую продолжительность жизни при рождении, уровень образования работников в 2021 году. Стандартные ошибки в форме Уайта в скобках.		

2.3 Обсуждение

Полученные результаты показывают наличие робастной отрицательной зависимости между фрагментацией сети и заболеваемостью COVID-19 на 1000 человек по регионам России. Фрагментация может влиять на распространение через бондинговый социальный капитал и сети. Заметим, что соблюдение самоизоляции, которое частично объясняет различия в заболеваемости по регионам [33], связано с социальным капиталом [9]. Так как ожидания относительно самоизоляции других людей влияли на индивидуальную склонность к самоизоляции. С другой стороны, полученные результаты могут иметь ограничения из-за недостатков качества данных по заболеваемости. Мы обсудим возможные ограничения методов и данных.

2.4 Ограничения

Следует оговорить ряд ограничений, которые существуют в данном исследовании. Во-первых, недостаток данных относительно заболеваемости COVID-19 не позволяет использовать методы для работы с панельными данными, которые могли бы позволить лучше учитывать различия по годам внутри регионов. Во-вторых, индексы фрагментации сетей были построены для городов России, а затем посчитаны средние значения на уровне регионов.

Из-за того, что анализ проводился на региональных данных, количество наблюдений было ограничено. Поэтому, было невозможно включить большое число объяснительных переменных. Это может приводить к смещению результатов оценок для индекса фрагментации, если индекс фрагментации скоррелирован с не включёнными, но релевантными переменными. Заметим, что факторы, связанные с экономической активностью частично включены в модели, через доходы, плотность и численность населения. Однако, существуют важные факторы, которые были не учтены — введение и исполнение региональных противоковидных мер, а также самоизоляция. При этом, решение о самоизоляции напрямую связано с социальным капиталом [9] и экономическими возможностями [34]. Таким образом, основным фактором, который может влиять на результаты является введение ограничений на уровне региона. При этом, более ранние и жесткие ограничения должны были быть введены в регионах, с более низкой фрагментацией сетей. То есть в регионах, где риск заболевания ниже.

Также мы использовали данные с временным лагом, так как данные из «ВКонтакте» можно получить только на момент отправки запроса. Используемые методы не позволяют говорить о причинно-следственной связи. Наконец, мы не смогли разделить эффекты фрагментации на эффект социального капитала и эффект сети.

Заключение

В работе были представлен новый фактор, построенный на данных из онлайн социальных сетей, который влияет на распространение заболеваний в России на уровне регионов. Была обнаружена отрицательная зависимость между фрагментацией сетей и распространением COVID-19. Мы можем концептуализировать данный результат с помощью знаменитой работы связывающую социологию и сетевой анализ — «сила слабых связей» [22]. Сильные связи плохо распространяют информацию, но могут предложить реальную помощь и поддержку. А слабые связи наоборот — хорошо распространяют информацию по сети, но не предлагают поддержки. Таким образом, заболевания, которые передаются по воздуху, такие как COVID-19 распространяются по слабым связям, из-за чего мы получаем отрицательную зависимость с модулярностью сетей.

Основным результатом и преимуществом данной работы является рассмотрение индекса фрагментации, построенного на данных из онлайн социальных сетей. Что говорит о ценности интернет-технологий для мониторинга распространения заболеваний. Однако, главный плюс данного метода — возможность сбора данных для большого числа населенных пунктов ограничивается качеством данных по заболеваемости. Возможность рассмотрения распространения заболеваний на муниципальном уровне позволила бы лучшим образом оценить потенциальные зависимости и получить более качественные результаты. Таким образом, данное исследование демонстрирует новый фактор распространения заболеваний, полученный с использованием данных онлайн социальных сетей, который может быть в будущем использован эпидемиологами для разработки АМРЗ моделей с сетевыми эффектами, с учетом реальной сетевой структуры городов России.

Примечание

Часть результатов, полученных в этой работе, была опубликованы в [35] в рамках материалов конференции.

Благодарности

Статья подготовлена в рамках программы фундаментальных исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ)

Литература

1. Кондратьев М.А. Методы прогнозирования и модели распространения заболеваний // Компьютерные исследования и моделирование. 2013. Т. 5. № 5. С. 863-882.
2. Саперкин Н.В. Агентное моделирование распространения инфекционных заболеваний: теория и практика (аналитический обзор) // Фундаментальная и клиническая медицина. 2024. Т. 9. № 3 С. 109-119. DOI: 10.23946/2500-0764-2024-9-3-109-119
3. Ohkusa Y., Sugawara T. Simulation model of pandemic influenza in the whole of Japan // Japanese journal of infectious diseases. 2009. Vol. 62. № 2. P 98-106. DOI: 10.7883/yoken.JJID.2009.98
4. Das T.K., Savachkin A., Zhu Y. A large-scale simulation model of pandemic influenza outbreaks for development of dynamic mitigation strategies // IIE Transactions. 2008. Vol. 40. № 9. P 893-905. DOI: 10.1080/07408170802165856
5. Gross B., Halvin S. Epidemic spreading and control strategies in spatial modular network // Applied Network Science. 2020. Vol. 5. № 1. P. 95. DOI: 10.1007/s41109-020-00337-4
6. Romano V., Shen M., Pansanel J., MacIntosh A., Sueur C. Social transmission in networks: global efficiency peaks with intermediate levels of modularity // Behavioral Ecology and Sociobiology. 2018. Vol. 72. № 9. P. 154. DOI: 10.1007/s00265-018-2564-9
7. Sah P., Leu S., Cross P., Hudson P., Bansal S. Unraveling the disease consequences and mechanisms of modular structure in animal social networks // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2017. Vol. 114. № 16. P. 4165-4170. DOI: 10.1073/pnas.1613616114
8. Kuchler T., Russel D., Stroebel J. JUE Insight: The geographic spread of COVID-19 correlates with the structure of social networks as measured by Facebook // Journal of Urban Economics. 2022. Vol. 127. P. 103314. DOI: 10.1016/j.jue.2020.103314
9. Egorov G., Enikolopov R., Makarin A., Petrova M. Divided we stay home: Social distancing and ethnic diversity // Journal of Public Economics. 2021. Vol. 194. P. 104328. DOI: 10.1016/j.jpubeco.2020.104328
10. Татарко А., Лебедева Н. Социальный капитал: теория и психологические исследования / М.: РУДН. 2009.
11. Tatarko A., Jurcik T., Boehnke K. Social capital and the COVID-19 pandemic threat: The Russian experience // Frontiers in Sociology. 2022. Vol. 7. P. 957215. DOI: 10.3389/fsoc.2022.957215
12. Sánchez-Arrieta N., González R., Cañabate A., Sebaste F. Social capital on social networking sites: A social network perspective // Sustainability. 2021. Vol. 13. № 9. P. 5147. DOI: 10.3390/su13095147
13. Wachs J., Yasseri T., Lengyel B., Kertész J. Social capital predicts corruption risk in towns // Royal Society open science. 2019. Vol. 6. № 4. P. 182103. DOI: 10.1098/rsos.182103
14. Norbutas L., Corten R. Network structure and economic prosperity in municipalities: A large-scale test of social capital theory using social media data // Social Networks. 2018. Vol. 52. P. 120-134. DOI: 10.1016/j.socnet.2017.06.002
15. Хантаева Н. Медико-социальные аспекты распространения туберкулеза в современных социально-экономических условиях // Байкальский медицинский журнал. 2004. Т. 46. № 5. С. 72-75.
16. Пузин С. Н. Медико-социальные аспекты здоровья населения. Современные подходы к профилактике социально значимых заболеваний // Медико-социальная экспертиза и реабилитация. 2013. № 3. С. 3-10.
17. Ревич Б.А. Роль факторов городского пространства в пандемии COVID-19 (аналитический обзор) // Анализ риска здоровью. 2024. № 2. С. 170-184. DOI: 10.21668/health.risk/2024.2.16

18. Wong D.W.S., Li Y. Spreading of COVID-19: Density matters // PLOS ONE. 2020. Vol. 15. № 12. P. e0242398. DOI: 10.1371/journal.pone.0242398
19. Тикунов В.С., Белозеров В. С., Щитова Н.А., Сопнев Н.В. Пространственный анализ распространения COVID-19 и его демографических последствий в регионах юга европейской России // Население и экономика. 2022. Т. 6. № 4. С. 189-208. DOI: 0.3897/popecon.6.e97380
20. Traag V.A, Waltman L., Van Eck N. J. From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities // Scientific Reports. 2019. Vol. 9. № 1. P. 5233. DOI: 10.1038/s41598-019-41695-z
21. Blondel V.D., Guillaume J., Lambiotte R., Lefebvre E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks// Journal of statistical mechanics: theory and experiment. 2008. 10. P10008. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008
22. Granovetter M.S. The Strength of Weak Ties // American Journal of Sociology. 1973.Vol. 78. № 6. P. 1360-1380.
23. Mathema B., Andrews J., Cohen T., Borgdorff M., Behr M., Glynn J., Rustonjee R., Silk B., Wood R. Drivers of tuberculosis transmission // The Journal of infectious diseases. 2017. Vol. 216. № 6. P. S644-S653. DOI: 10.1093/infdis/jix354
24. Алмаев К. Р. ВИЧ/СПИД: взгляд на проблему // Врач. 2021. Т. 32 № 2. С. 37-41. DOI: 10.29296/25877305-2021-02-07
25. Тихонов Д., Владимирцев В. Пандемия COVID-19. SARS-Cov-2, пути передачи, особенности распространения и индивидуальной восприимчивости // Сибирские Исследования. 2020. Т. 4. № 2. С. 6-19. DOI: 10.33384/26587270.2020.04.02.01r
26. Coleman J.S. Social capital in the creation of human capital // American journal of sociology. 1988. Vol. 94. P. S95-S120.
27. Algan Y., Cahuc P., Sanginer M. Trust and the welfare state: The twin peaks curve // The Economic Journal. 2016. Vol. 126. № 593. P. 861-883. DOI: 10.1111/econj.12278
28. Putnam R.D. Bowling alone: The collapse and revival of American community / 2000. Simon and Schuster
29. Bartscher A. K., Seitz S., Siegloch S., Slotwinski M., Wehrhöfer N. Social capital and the spread of covid-19: Insights from European countries // Journal of Health Economics. 2021. Vol. 80 P. 102531. DOI: 10.1016/j.jhealeco.2021.102531
30. Mediascope. Cross Web, число пользователей онлайн ресурсов / Mediascope. 2024. URL: <https://mediascope.net/data/> (дата обращения: март 2024).
31. «ВКонтакте» API разработчика / ВКонтакте <https://dev.vk.com/ru/reference> (дата обращения: март 2024).
32. Papagelis M., Das G., Koudas N. Sampling online social networks // IEEE Transactions on knowledge and data engineering. 2011. Vol. 25. № 3. P. 662-676.
33. Kolosnitsyna M.G., Churbanov M. Spread of COVID-19 in the Russian regions in 2020: factors of excess mortality // Population and Economics. 2022. Vol. 6. № 4. P. 1-20. DOI: 10.3897/popecon.6.e87739
34. Dokhov, R., & Topnikov, M. Everyday mobility as a vulnerability marker: The uneven reaction to coronavirus lockdown in Russia // Environment and Planning A: Economy and Space. 2020. Vol. 53. № 4. P. 612-615. DOI: 10.1177/0308518X20968564
35. Павленко Б.В., Касьяненко А. А. Оценка зависимости между модулярностью сети социальных связей жителей регионов России и заболеваемостью социально значимыми заболеваниями и COVID-19 // Естественно-научные и гуманитарные проблемы устойчивого развития: сборник научных статей II Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Естественно-научные и гуманитарные проблемы устойчивого развития». 2024, Москва: Первое экономическое издательство.

MODULARITY OF NETWORKS AND EPIDEMICS: NEW APPROACHES TO MONITORING OF INFECTIONS IN RUSSIA, USING THE EXAMPLE OF COVID-19

Pavlenko, Boris Vladimirovich

HSE University

The International Center for the Study of Institutions and Development

Doctoral student

Research assistant

Moscow, Russian Federation

bvpavlenko@hse.ru

Kasyanenko Anastasia Anatolyevna

Moscow Pedagogical State University (MPGU)

Bachelor of the "Applied Geoecology" program

Moscow, Russian Federation

aa_kasyanenko@student.mpgu.edu

Abstract

This study finds the negative relationship between modularity of online networks of social ties and spreading of COVID-19. The modularity index measures the tendency of nodes to be grouped into clusters with ties within clusters rather than between them.

Keywords

COVID-19; disease spread; social network analysis (SNA); social capital; VK

Acknowledgments

The article was prepared within the framework of the HSE University Basic Research Program

References

1. Kondratiev M. A. Metodi prognozirovaniya i modeli rasprostraneniya zabolevanij // Kompiuternije issledovaniya i modelirovaniye. 2013. Vol. 5. № 5. P. 863-882. (in Russian)
2. Saperkin N. V. Agentnoje modelirovaniye rasprostraneniya infektsionnikh zabolevanij: teorija i praktika (analiticheskij obzor) // Fundamentalnyaya i klinicheskaya medicina. Vol. 9. № 3 P. 109-119. DOI: 10.23946/2500-0764-2024-9-3-109-119 (in Russian)
3. Ohkusa Y., Sugawara T. Simulation model of pandemic influenza in the whole of Japan // Japanese journal of infectious diseases. 2009. Vol. 62. № 2. P 98-106. DOI: 10.7883/yoken.JJID.2009.98
4. Das T.K., Savachkin A., Zhu Y. A large-scale simulation model of pandemic influenza outbreaks for development of dynamic mitigation strategies // IIE Transactions. 2008. Vol. 40. № 9. P 893-905. DOI: 10.1080/07408170802165856
5. Gross B., Halvin S. Epidemic spreading and control strategies in spatial modular network // Applied Network Science. 2020. Vol. 5. № 1. P. 95. DOI: 10.1007/s41109-020-00337-4
6. Romano V., Shen M., Pansanel J., MacIntosh A., Sueur C. Social transmission in networks: global efficiency peaks with intermediate levels of modularity // Behavioral Ecology and Sociobiology. 2018. Vol. 72. № 9. P. 154. DOI: 10.1007/s00265-018-2564-9
7. Sah P., Leu S., Cross P., Hudson P., Bansal S. Unraveling the disease consequences and mechanisms of modular structure in animal social networks // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2017. Vol. 114. № 16. P. 4165-4170. DOI: 10.1073/pnas.1613616114
8. Kuchler T., Russel D., Stroebe J. JUE Insight: The geographic spread of COVID-19 correlates with the structure of social networks as measured by Facebook // Journal of Urban Economics. 2022. Vol. 127. P. 103314. DOI: 10.1016/j.jue.2020.103314

9. Egorov G., Enikolopov R., Makarin A., Petrova M. Divided we stay home: Social distancing and ethnic diversity // *Journal of Public Economics*. 2021. Vol. 194. P. 104328. DOI: 10.1016/j.jpubeco.2020.104328
10. Tatarko A., Lebedeva N. *Socialnij kapital: teorija i psihologicheskije issledovanija* / M: RUDN. 2009 (in Russian)
11. Tatarko A., Jurcik T., Boehnke K. Social capital and the COVID-19 pandemic threat: The Russian experience // *Frontiers in Sociology*. 2022. Vol. 7. P. 957215. DOI: 10.3389/fsoc.2022.957215
12. Sánchez-Arrieta N., González R., Cañabate A., Sebaste F. Social capital on social networking sites: A social network perspective // *Sustainability*. 2021. Vol. 13. № 9. P. 5147. DOI: 10.3390/su13095147
13. Wachs J., Yasseri T., Lengyel B., Kertész J. Social capital predicts corruption risk in towns // *Royal Society open science*. 2019. Vol. 6. № 4. P. 182103. DOI: 10.1098/rsos.182103
14. Norbutas L., Corten R. Network structure and economic prosperity in municipalities: A large-scale test of social capital theory using social media data // *Social Networks*. 2018. Vol. 52. P. 120-134. DOI: 10.1016/j.socnet.2017.06.002
15. Khantaeva N. Mediko-socialnija aspekt rasprostraneniya tuberkuloza v sovremennikh socialno-ekonomicheskikh usloviyah // *Baikalskij medicinskij jurnal*. 2004. Vol. 46. № 5. P. 72-75. (in Rus.)
16. Puzin C. N. Mediko-socialnija aspekt zdorovja naselenija. *Sovremennije podkhodi k profilaktike socialno znachimikh zabolevanij* // *Mediko-socialnaja ekspertiza i reabilitacija*. 2013. № 3. P. 3-10. (in Russian)
17. Revich B. A. Rol' faktorov gorodskogo prostranstva v pandemii COVID-19 (analiticheskij obzor) // *Analiz riska zdoroviju*. 2024. № 2. P. 170-184. DOI: 10.21668/health.risk/2024.2.16 (in Russian)
18. Wong D.W.S., Li Y. Spreading of COVID-19: Density matters // *PLOS ONE*. 2020. Vol. 15. № 12. P. e0242398. DOI: 10.1371/journal.pone.0242398
19. Tikunov V., Belozerov V., Shitova N., Sopnev N. Prostranstvennij analiz rasprostraneniya COVID-19 i evo demographicheskikh posledstvij v regionakh juga evropejskoj Rossii // *Naselenije i ekonomika*. 2022. Vol. 6. № 4. P. 189-208. DOI: 0.3897/popecon.6.e97380 (in Russian)
20. Traag V.A., Waltman L., Van Eck N. J. From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities // *Scientific Reports*. 2019. Vol. 9. № 1. P. 5233. DOI: 10.1038/s41598-019-41695-z
21. Blondel V.D., Guillaume J., Lambiotte R., Lefebvre E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks // *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*. 2008. 10. P10008. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008
22. Granovetter M.S. The Strength of Weak Ties // *American Journal of Sociology*. 1973. Vol. 78. № 6. P. 1360-1380.
23. Mathema B., Andrews J., Cohen T., Borgdorff M., Behr M., Glynn J., Rustonjee R., Silk B., Wood R. Drivers of tuberculosis transmission // *The Journal of infectious diseases*. 2017. Vol. 216. № 6. P. S644-S653. DOI: 10.1093/infdis/jix354
24. Almajev K. R. Vich/Spid: vzglyad na problem // *Vrach*. 2021. Vol. 32 № 2. P. 37-41. DOI: 10.29296/25877305-2021-02-07 (in Russian)
25. Tikhonov D., Vladimircv V. Pandemija COVID-19. SARS-Cov-2, puti peredachi, osobennosti rasprostraneija i individualnoj vospriimchivosti // *Sibirskie Issledovanija*. 2020. Vol. 4. № 2. P. 6-19. DOI: 10.33384/26587270.2020.04.02.01r (in Russian)
26. Coleman J.S. Social capital in the creation of human capital // *American journal of sociology*. 1988. Vol. 94. P. S95-S120.
27. Algan Y., Cahuc P., Sanginer M. Trust and the welfare state: The twin peaks curve // *The Economic Journal*. 2016. Vol. 126. № 593. P. 861-883. DOI: 10.1111/ecoj.12278
28. Putnam R.D. *Bowling alone: The collapse and revival of American community* / 2000. Simon and Schuster
29. Bartscher A. K., Seitz S., Sieglösch S., Slotwinski M., Wehrhöfer N. Social capital and the spread of covid-19: Insights from European countries // *Journal of Health Economics*. 2021. Vol. 80. P. 102531. DOI: 10.1016/j.jhealeco.2021.102531
30. Mediascope. Cross Web, chislo polzovatelej online resoursov / *Mediascope*. 2024. URL: <https://mediascope.net/data/> (Date accessed: March 2024). (in Russian)
31. "VKontakte" API razrabotchika / *VKontakte* <https://dev.vk.com/ru/reference> (Date accessed: March 2024). (in Russian)

32. Papagelis M., Das G., Koudas N. Sampling online social networks // IEEE Transactions on knowledge and data engineering. 2011. Vol. 25. № 3. P. 662-676.
33. Kolosnitsyna M.G., Churbanov M. Spread of COVID-19 in the Russian regions in 2020: factors of excess mortality // Population and Economics. 2022. Vol. 6. № 4. P. 1-20. DOI: 10.3897/popecon.6.e87739
34. Dokhov, R., & Topnikov, M. Everyday mobility as a vulnerability marker: The uneven reaction to coronavirus lockdown in Russia // Environment and Planning A: Economy and Space. 2020. Vol. 53. № 4. P. 612-615. DOI: 10.1177/0308518X20968564
35. Pavlenko B. V., Kasianenko A. A. Ocenka zavisimosti mezhdu modulyarnost'ju seti socialnikh svyazej zhitelej regionov Rossii i zaboлеваemost'ji social'no znachimimi zaboлеvanijami i COVID-19 // Estesvenno-nauchnije i gumanitarnije problem ustoichivovo razvitija: sbornik nauchnikh statej II Vserosijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii s mezhdunarodnim uchastiem "Estesvenno-nauchnije i gumanitarnije problem ustoichivogo razvitija". 2024, Moscow: Pervoe ekonomicheskoe izdatelstvo (in Russian).