

МЕЖДИСЦИПЛИНАРНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Б.В. Павленко

аспирант, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Москва)

СОЦИАЛЬНЫЙ КАПИТАЛ И ЭКОНОМИЧЕСКОЕ НЕРАВЕНСТВО В ГОРОДАХ РОССИИ: АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ¹

Аннотация. Пространственному экономическому неравенству в России посвящено множество работ, но в центре внимания было межрегиональное неравенство, а не неравенство на уровне городов. В данной работе рассматривается связь между неравенством и бондинговым социальным капиталом, который оценивался на основе данных социальных сетей жителей городов России. На основе данных социальной сети «ВКонтакте» были построены индексы фрагментации, которые оценивают степень связности сетей знакомств жителей городов. Этот индекс оценивает возможность точек в графе к объединению в закрытые группы, где большинство связей соединяет точки внутри этих групп, а не между ними. На выборке из 120 крупных городов России было обнаружено, что индекс фрагментации хорошо коррелирует с уровнем неравенства. Предполагается наличие двусторонней связи. С одной стороны, чем более закрыты социальные группы знакомств, тем выше неравенство, так как у агентов нет социальных связей, позволяющих улучшить своё экономическое положение. С другой стороны, чем выше неравенство, тем более вероятно, что люди будут считать, что богатство не зависит от их усилий, а это приводит к росту бондингового социального капитала и фрагментации сети. Были выявлены географические различия в уровнях неравенства и социальном капитале. Обнаружена U-образная зависимость расстояния от Москвы и уровня фрагментации, и неравенства.

Ключевые слова: экономическое неравенство, социальный капитал, города, Россия, социальные сети, распространение информации, анализ социальных сетей.

JEL: R19, Z13, D85

УДК: 330.14

DOI: 10.52342/2587-7666VTE_2025_2_144_163

© Б.В. Павленко, 2025

© ФГБУН Институт экономики РАН «Вопросы теоретической экономики», 2025

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Павленко Б.В. Социальный капитал и экономическое неравенство в городах России: анализ социальных сетей // Вопросы теоретической экономики. 2025. №2. С. 144–163. DOI: 10.52342/2587-7666VTE_2025_2_144_163.

FOR CITATION: Pavlenko B. Social Capital and Economic Inequality in Russian Towns: Social Network Analysis // Voprosy teoreticheskoy ekonomiki. 2025. No. 2. Pp. 144–163. DOI: 10.52342/2587-7666VTE_2025_2_144_163.

¹ Статья подготовлена в рамках программы фундаментальных исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ).

Введение

Экономическое неравенство — важный фактор, влияющий на экономическое развитие [Galor, 2009]. Высокое неравенство может ограничивать возможности экономического роста путём блокирования возможностей различных социальных групп в сферах получения образования или увеличения продуктивности их деятельности. В то же время крайне низкое неравенство способно подрывать стимулы для увеличения продуктивности [Freeman, Gelber, 2006].

Россия принадлежит к ряду стран со средним или высоким неравенством [Капелюшников, 2019; Мареева, Слободенюк, 2021]. Существует большое число исследований межрегионального неравенства в России [Белобородов, 2020; Зубаревич, 2019]. Однако факторы неравенства, формирующегося на уровне городов, менее изучены.

Кроме того, необходимо принимать в расчёт институциональные факторы устойчивости неравенства. Задача данной работы — исследование взаимозависимости между социальным капиталом и неравенством в городах России. Правдоподобной гипотезой является то, что такая зависимость может быть самоподдерживающим равновесием.

Социальный капитал, частями которого являются доверие, социальные сети и социальные нормы, способствует формированию институтов, которые, в свою очередь, влияют на экономическое развитие и неравенство [Coleman, 1988; Mogue, Carter, 2004]. Социальный капитал через межличностное доверие и сети позволяет снижать транзакционные издержки и ускорять поиск контрагентов. Доверие необходимо для построения корпораций, поскольку позволяет эффективно подбирать персонал [Fukuyama, 1995]. Рассматривая влияние социального капитала на неравенство, мы можем ожидать, что в обществе с высоким уровнем социального капитала уровень неравенства становится ниже, так как увеличивается разнообразие потенциальных контрагентов, а значит, снижается и разница в экономических возможностях представителей разных социальных групп [Growiec, Growiec, Kamiński, 2018; Chantararat, Barrett, 2012]. Кроме того, уменьшение транзакционных издержек увеличивает конкурентоспособность компаний с меньшим капиталом.

Социальный капитал рассматривается здесь как показатель качества среды для членов общества: он определяет издержки обмена информации через сети [Poder, 2011]. Это не означает, что у всех жителей города есть одинаковые возможности получения информации, поскольку положение индивидов в общей сети различается. Рассматривая влияние социального капитала, стоит отметить разделение социального капитала на бриджинг (bridging) и бондинг (bonding) [Putnam, 2000]. Бриджинговый социальный капитал соединяет различные социальные группы, выступает мостками между ними и связан с доверием незнакомцам и более равномерно распределёнными связями в социальной сети. Бондинговый социальный капитал ассоциируется с концентрацией социальных связей между членами социальных групп в сети, более высоким доверием знакомым, друзьям и родственникам. При этом, рассматривая сети взаимоотношений людей, стоит отметить, что сами связи могут качественно отличаться. Сильные связи, которые возникают между людьми, хорошо знающими и доверяющими друг другу, отличаются по своим возможностям от слабых связей между незнакомцами. Слабые связи помогают распространять информацию, а сильные связи — получать помощь [Granovetter, 1973]. Сильные социальные связи соотносятся с концепцией социального капитала как возможности извлечения выгоды для индивидов, за счёт их использования [Bourdieu, 2006].

Заметим, что при высоком уровне разнообразия в сети ситуации, в которых агент сможет использовать знакомства для получения выгоды, более ограничены, так как одни и те же знакомства существуют у разных людей из разных социальных групп. И наоборот, при высоком уровне бондингового социального капитала и закрытых социальных группах

с редкими связями между различными социальными группами ценность знакомства будет выше, что обычно приводит к сохранению неравенства и сохранению структуры сети.

Исследования социального капитала традиционно использовали опросные данные, которые имеют свои ограничения. Во-первых, измеряют только часть социального капитала (например, доверие к различным социальным группам [Algan, 2018] или членство в социальных группах/клубах [Agampodi, Agampodi, Glozier, Siribaddana, 2015]). Во-вторых, стоимость проведения опросов ограничивает возможности получения выборок, в которых представлен большой список городов. Альтернативой является сбор данных из социальных сетей для построения графов социальных взаимоотношений и получения оценок бриджингового и бондингового социального капитала в зависимости от структуры сети [Wachs, Yasseri, Lengyel, Kertész, 2019]. Таким методом на данных для Венгрии, используя модулярность графа, т.е. меру концентрации социальных связей, для оценки бондингового социального капитала, было установлено, что бондинговый социальный капитал положительно коррелирует с риском коррупции в городе. Напротив, бриджинговый социальный капитал, оценивающий связи между группами, снижает риск коррупции [Там же]. Кроме того, модулярность графа отрицательно связана с ростом экономической активности для муниципалитетов Нидерландов, а географическое разнообразие социального графа — положительно [Norbutas, Corten, 2018]. Таким образом, использование данных онлайн социальных сетей может быть очень перспективным для оценки социального капитала и других переменных. Кроме того, в России существуют собственные онлайн-сети, в которых отсутствуют жёсткие ограничения на выгрузку данных в отличие от некоторых зарубежных аналогов [Bruns, 2019], что даёт исследователям дополнительные возможности.

Существует большое число работ, показывающих влияние географии и исторических событий на формирование институтов и на социальный капитал. Было обнаружено, что межстрановые различия в уровнях доверия относительно стабильны [Bergh, Bjørnskov, 2011]. В одной известной работе авторы показывают причинно-следственную связь между межличностным доверием и интенсивностью торговли рабами, инструментированную расстоянием до берега океана [Nunn, Wantchekon, 2011]. В другой работе продемонстрировано, что в странах, ранее бывших частью СССР, уровень доверия ниже в населённых пунктах, рядом с которыми располагались трудовые лагеря [Nikolova, Popova, Otrachshenko, 2022]. Наконец, климат, обуславливающий более высокий уровень смертности среди колонистов в Южной Америке по сравнению с Северной, повлиял на формирование эффективных институтов [Acemoglu, Johnson, Robinson, 2001]. Все эти исследования показывают, что социальный капитал может формироваться под влиянием исторических событий, а также географии.

Кроме этого, существуют феномены, которые способны не только влиять на формирование институтов, но и поддерживать их. Так, практика использования личных связей для получения услуг во времена СССР — блат — повлияла на возможности привлечения бизнесом денег, а также на его взаимодействие с государством [Леденева, 1997]. Но, если изначально блат помогал ускорить работу формальных процедур (или вообще обойти их), то при переходе к рыночной экономике он стал приводить преимущественно к коррупции. Заметим, что существует и спрос на блат, т.е. при росте эффективности использования связей для получения выгоды становится более ценным сохранение закрытой сети. В работе [Miladinović, 2012] авторы пишут о позитивных эффектах бондингового социального капитала для агента, достигаемых за счёт эксклюзивного доступа к ресурсам. Спрос на сохранение членства в закрытой группе будет зависеть от разницы в полезности контактов внутри группы и возможностях, которые доступны при выходе из неё (при условии что возможен свободный переход между группами) [Барсукова, 2001]. Если блат более распространён при взаимодействии с государственным аппаратом, то более высокий спрос на блат должен возникать в городах, где у чиновников больше административных

возможностей — в административных центрах. Столицы субъектов Федерации должны сильно отличаться от других городов региона, вдобавок необходимо учитывать различия и между регионами [Каганский, 2012].

Методы

Индекс фрагментации оценивает склонность точек (участников группы, отображаемой графом) к объединению в закрытые группы (сообщества), где большинство связей соединяет точки внутри этих сообществ, а не между сообществами. Высокий индекс означает, что общество разделяется на закрытые сообщества с сильными внутренними связями между их членами. Иными словами, речь идёт о наличии высокого уровня бондингового социального капитала внутри таких сообществ [Miladinović, 2012]. Или, если рассуждать от обратного, для того чтобы в обществе был высокий бондинговый социальный капитал, сети должны формироваться так, чтобы получались закрытые гомогенные группы. При этом сообщества формируются таким образом, что наибольшая часть связей для каждой точки в графе возникает между членами одного сообщества.

Для расчёта принадлежности точки к сообществу использовался Лувенский алгоритм [Blondel, Guillaume, Lambiotte, Lefebvre, 2008]. Исследования сетевой науки обнаружили, что агенты, у которых есть какое-то общее свойство, чаще имеют связь друг с другом (свойство гомофилии — однородности) [Currarini, Jackson, Pin, 2009]. Таким образом, можно предположить, что члены одного сообщества обладают общими свойствами, а высокий уровень фрагментации означает наличие сильного неслучайного отбора при формировании связей. Другими словами, сеть будет более фрагментированной, если существуют высокие ограничения на формирование новых связей между членами разных групп (сообществ).

Индекс фрагментации:

$$F_S = \frac{Q(S)}{Q_{\max}(S)}, \quad (1)$$

где $Q(S)$ — фактическое значение модулярности графа для города (S). $Q_{\max}(S)$ — теоретический максимум значения модулярности гипотетического графа, если все рёбра были бы только между членами сообщества. Использование индекса фрагментации вместо индекса модулярности обусловлено тем, что расчёт индекса модулярности зависит от числа точек в графе [Sah et al., 2017].

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

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

$$Q_{\max}(S) = \sum_{k=1}^K \left(\frac{L_k^w}{L} - \left(\frac{L_k}{L} \right)^2 \right), \quad (3)$$

Методология построения индекса заимствовалась у [Sah, Leu, Cross, Hudson, 2017; Wachs, Yasseri, Lengyel, Kertész, 2019].

Гипотеза 1. Существует положительная связь между бондинговым социальным капиталом, выраженным в индексе фрагментации сети, и уровнем экономического неравенства в городе.

Положительная корреляция объясняется несколькими факторами. Во-первых, сетевые эффекты влияют на структуру спроса на образование и на рынок труда. Если причастность к сообществу связана с гомофилией (социальной однородностью — наличием общих качеств у членов сообщества), то высокая фрагментация будет приводить к конвергенции спроса на образование между такими группами. То есть социальные группы с высоким образованием будут общаться с образованными людьми, а необразованные — с необразованными. Вследствие чего, разрыв в спросе на образование между социальными группами будет увеличиваться.

Кроме того, бондинговый социальный капитал может приводить к меньшей эффективности рынка труда. С одной стороны, группировка социальных отношений приводит к неэффективности трудоустройства через знакомых, так как агенты лучше осведомлены о предложении и спросе на рынке труда внутри, чем о ситуации за пределами сообщества [Granovetter, 1973; Hellerstein, Neumark, 2020]. С другой стороны, те факторы, которые приводят к формированию фрагментированной сети (например, высокое доверие знакомым и недоверие незнакомцам) сами по себе могут влиять на возможности найма сотрудников вне сообщества [Fukuyama, 1995].

Рассмотрим случай, когда на рынке труда существуют два вида работников — высококвалифицированные и низкоквалифицированные, при этом большинство работников обладает низкой квалификацией. Высокая фрагментированность сети делает распространение информации по графу менее эффективным [Peng, Nematzadeh, Romero, Ferrara, 2020; Romano et al., 2018], т.е. эффективность рынка труда падает. В такой сети работодателю сложнее найти работника с высокой квалификацией, чем в менее фрагментированной сети. Таким образом, высококвалифицированные сотрудники должны получать премию, для того чтобы они не меняли работу (ведь в таком случае работодателю будет сложно найти замену). И наоборот, низкоквалифицированные сотрудники через знакомых смогут получить меньше предложений, а значит будут получать меньшую заработную плату, так как переговорная сила выше у нанимателя. Таким образом, в городах с фрагментированной сетью контактов, вероятно, выше уровень экономического неравенства, а значит, выше средняя зарплата и одновременно больше доля населения, которая находится за чертой бедности.

Гипотеза 2. Существует положительная связь между бондинговым социальным капиталом, выраженным в индексе фрагментации сети, и долей населения, которая находится за чертой бедности.

Гипотеза 3. Существует положительная связь между бондинговым социальным капиталом, выраженным в индексе фрагментации сети, и средней заработной платой в городе.

Из гипотезы 1 следуют гипотезы 2 и 3. Если бондинговый социальный капитал приводит к конвергенции спроса на высшее образование внутри социальной группы и неэффективности рынка труда, то индивиды без образования не смогут найти хорошую работу, из-за чего возникают риски бедности. Кроме того, сотрудников с высокой квалификацией будет сложнее найти работодателю, а значит, им придётся выплачивать более высокую зарплату.

Гипотезы, объясняющие различия в уровне бондингового социального капитала, не выдвинуты. Увеличение бондингового социального капитала, вероятно, связано с богатством. Сохранение этого института может быть вызвано административным устройством России. Близость к административным центрам может позволять агентам получать преференции за счёт связей. При этом выгода от таких связей выше, если социальные связи эксклюзивны, а количество ресурсов больше. Всё это связывает расстояние от административных центров, фрагментацию сетей и неравенство через функционирование института блага.

Гипотеза 4. Расстояние от Москвы квадратически объясняет различия в фрагментированности сети, при этом зависимости для административных центров и других городов — разные.

Модель центр-периферия [Каганский, 2012] предсказывает различия в социальном капитале между административными центрами и другими городами, а также говорит о существовании внутренней периферии — территорий, которые не получали должных инвестиций из-за высокой централизации ресурсов внутри административных единиц. При этом города, которые экономически или социально связаны с административными центрами (и в особенности с Москвой как главным административным центром России), будут одновременно иметь более высокий уровень фрагментации и более сильные социальные связи внутри сообществ. Кроме того, в административных центрах должен быть выше спрос на блат из-за возможностей получения доступа к административному ресурсу. Помимо отмеченного, в таких городах должно быть выше неравенство — так как не всем агентам в одинаковой степени доступны ресурсы.

Данные

В данном исследовании используются два источника данных. Во-первых, для измерения уровня неравенства и социально-экономических показателей использовались данные ВЭБ РФ из проекта «Индекс качества жизни в городах России»². В датасет включена информация о 218 крупных городах России, собранная из различных официальных источников, данных опросов и прочих открытых данных. В рамках исследования используются данные 2023 г., или последние доступные данные, если нет информации для 2023 г. При этом использовались только те города из выборки, для которых есть данные по всем переменным. Дополнительно, применялись данные Росстата 2022 г. как источник информации о выпуске по секторам экономики на региональном уровне³. Численность населения и географические координаты населённых пунктов взяты из базы данных «Населённые пункты России: численность населения и географические координаты»⁴. Для получения оценок социального капитала использовались данные о структуре дружественных сетей из «ВКонтакте» с помощью VKApi⁵. Были выгружены данные для 450 городов России для 2023 г. Использование информации из онлайн-сетей также имеет свои ограничения: часть городов была исключена, если отношение размера графа (число выгруженных аккаунтов «ВКонтакте») к численности населения было маленьким. Это сделано для того, чтобы сэмплы графов имели наименьшее смещение [Kurant, Markopoulou, Thiran, 2011]. Таким образом, после совмещения различных источников информации были получены две базы данных с 120 наблюдениями (отсечение в 10% населения) и 135 наблюдениями (отсечение в 5% населения). Для простоты будем называть их ограниченной и полной выборки, соответственно.

Алгоритм сбора данных из «ВКонтакте»

«ВКонтакте» — крупнейшая онлайн социальная сеть в России и странах СНГ, пятый по месячному охвату сайт в России. В сеть «ВКонтакте» как минимум один раз в месяц заходит 74,4% населения России в возрасте от 12 лет⁶. Пользователи «ВКонтакте» могут общаться друг с другом, добавлять аккаунты в список контактов (добавлять в друзья),

² Индекс качества жизни. ВЭБ РФ URL: <https://citylifeindex.ru/methodology> (дата обращения: 11 мая 2024)

³ Регионы России социально-экономические показатели 2023 г. Росстат. URL: https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Region_Pokaz_2023.pdf (дата обращения 11 мая 2024 г.).

⁴ Инфраструктура научно-исследовательских данных, Населённые пункты России: численность населения и географические координаты 2021 / Росстат: Минздрав РФ. URL: <http://data.rcsi.science/data-catalog/datasets/160/> (дата обращения 8 апреля 2024 г.).

⁵ VK developer API instruments overview. URL: <https://dev.vk.com/en/guide> (дата обращения 11 марта 2024 г.).

⁶ Mediascope, Cross Web, число пользователей онлайн ресурсов, март 2024 URL: <https://mediascope.net/data/> (дата обращения 9 апреля 2024 г.).

чтобы следить за публикациями друг друга. Все это создаёт сети общения или в более широком смысле сети знакомства, которые можно исследовать.

Получение выборки из социальной сети «ВКонтакте»

Сбор данных из «ВКонтакте» осуществлялся методом выбора определённого числа случайных аккаунтов и расширения сети вширь на два уровня (друзей и друзей их друзей). Для каждого города было взято 18 случайных аккаунтов, для которых были получены сети друзей и друзей их друзей. После этого полученные сети были объединены в единую сеть для каждого города.

При выборе аккаунтов мы учитывали демографические характеристики, чтобы сделать полученный граф для города более разнообразным. То есть чтобы граф пользователей «ВКонтакте» стал более похож на генеральную совокупность жителей России. Мы создали три возрастные группы разделив промежуток от 18 до 65 лет на три. Мы также учитывали пол, указанный пользователем. Таким образом, мы получали 6 аккаунтов, двух полов и трех возрастных групп. Мы также отправляли запросы для каждой из категорий три раза, чтобы увеличить размер графа. Из-за этого общее число аккаунтов на город составило 18. Надо отметить, что мы остановились на 18 аккаунтах, так как при предварительном анализе обнаружили, что при итерационном объединении графов и получении оценок для полученного графа, увеличение графа не приводило к изменению индекса фрагментации после объединения сетей из девяти аккаунтов. Мы также обнаружили, что для части городов добавление нового аккаунта не приводило к изменению графа, так как этот аккаунт уже был включён в сеть. Таким образом, число аккаунтов было выбрано из-за ограничений во времени отправки запросов, при падении информационной ценности от каждого нового добавленного аккаунта.

Заметим, что одинаковое число аккаунтов для каждого города вводило ограничения, так как размеры городов отличаются. Поэтому пришлось исключать города со слишком маленькой долей собранного графа, чтобы уменьшить риск потенциального смещения.

Основные переменные

Основной объясняющей переменной в данном исследовании является индекс фрагментации. Зависимые переменные — индикаторы уровня неравенства и уровня бедности, а также средние зарплаты в городе. Информация о переменных представлена в таблицах с описательной статистикой (табл. 1).

При логарифмировании переменных была добавлена единица, для того чтобы избежать пропусков наблюдений в нуле.

Для оценки неравенства используется индекс Джини по показателю располагаемых доходов. Для оценки бедности используются доля населения с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, установленного в субъекте, и доля жителей, уровень располагаемых доходов которых не превышает 60% от общестранового медианного уровня. Наконец, для оценки средних заработных плат используется натуральный логарифм средней реальной заработной платы.

В выборку городов не включены Москва и Санкт-Петербург, так как они являются слишком крупными и сильно отличаются от других населённых пунктов России. Кроме этого, в проекте ВЭБ РФ отсутствовали данные для этих городов, а сбор данных для графов пользователей из этих городов более сложен и требует большего числа запросов.

Результаты

Данный раздел состоит из двух частей. В первом блоке будут рассмотрены зависимости между социальным капиталом и уровнем неравенства в городе, измеренном с помощью индекса Джини по показателю располагаемых доходов, а также переменными, которые связаны с экономическим неравенством для того, чтобы проверить робастность результатов.

Таблица 1
Описательная статистика

Основные переменные	Год	Источник	Ограниченная выборка			Общая выборка		
			N	среднее	ст. откл.	N	среднее	ст. откл.
Натуральный логарифм индекса фрагментации	2023	Расчёт автора, данные сетей выгружены из социальной сети «ВКонтакте»	120	0,344	0,049	135	0,344	0,049
Административный Центр региона, дамми	—	—	120	0,492	0,502	135	0,489	0,502
Индекс Джини по показателю располагаемых доходов	2022	Транзакционные данные, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	0,441	0,026	135	0,444	0,029
Доля населения с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, установленного в субъекте	2022	Транзакционные данные, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	10,02	2,42	135	10,01	2,33
Доля жителей, уровень располагаемых доходов которых не превышает 60% от медианного уровня располагаемых доходов в стране	2022	Транзакционные данные, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	28,58	2,96	135	28,81	3,01
Натуральный логарифм средней реальной заработной платы	2022	Транзакционные данные, Росстат, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	10,61	0,12	135	10,62	0,12
Отношение числа точек в графе к численности населения на 2020 г.	—	Расчёт автора	120	0,223	0,085	135	0,207	0,093
Натуральный логарифм численности населения города	2020	Росстат, Министерство здравоохранения Российской Федерации, Населённые пункты России: численность населения и географические координаты	120	12,51	0,74	135	12,54	0,74
Натуральный логарифм расстояния от Москвы	2021	Геолокационные данные, Населённые пункты России: численность населения и географические координаты	120	13,95	1,0	135	13,79	1,24

Основные переменные	Год	Источник	Ограниченная выборка			Общая выборка		
			N	среднее	ст. откл.	N	среднее	ст. откл.
Прочие контрольные переменные								
Процент респондентов, которые сильно доверяют друзьям и семье	2023	Опрос, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	85,3	3,2	135	85,4	3,2
Натуральный логарифм реальных располагаемых доходов	2022	Трансакционные данные, Росстат, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	10,84	0,08	135	10,84	0,08
Количество крупных компаний города из топ-10 компаний по выручке, имеющих программы социальной ответственности	2021	Публичная информация с сайтов компаний, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	5,3	2,3	135	5,4	2,4
Количество преступлений, зарегистрированных в отчётном периоде на 100 тыс. человек	2022	МВД, Росстат, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	1453,5	293,0	135	1424,7	299,5
Количество волонтеров из города, зарегистрированных на официальном портале Добро.ру на 10 тыс. человек	2023	Добро.ру, Муниципальная статистика, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	225,3	111,5	135	221,2	112,2
Доля затрат на продукты питания	2022	Трансакционные данные, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	17,6	5,2	135	17,6	5,1
Доля жителей в возрасте от 25 до 64 лет, имеющих высшее образование	2023	Опрос, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	47,1	6,3	135	47,7	6,7
Доля ВРП в обрабатывающих производствах	2022	Росстат	120	18,20	10,75	135	18,38	10,65
Доля ВРП в добыче полезных ископаемых	2022	Росстат	120	14,40	20,86	135	13,74	20,80
Доля респондентов, которые доверяют жителям города (межличностное доверие)	2023	Опрос, Индекс качества жизни. ВЭБ РФ	120	15,3	3,7	135	15,4	3,7
Дамми переменная для городов, находящихся в регионах или на территориях, которые считаются территориями крайнего севера или приравненных к ним	2023	Росстат	120	0,067	0,25	135	0,059	0,24

Источник: расчёты автора.

Во втором блоке будет показано наличие влияния расстояния от Москвы на уровень экономического неравенства и уровень фрагментации сети. При этом демонстрируется, что для фрагментации существует зависимость, отличная для городов — административных центров и прочих городов. То есть города, которые являются административными центрами, не только отличаются по уровню фрагментации, но и имеют другое географическое распределение, что связывает данные результаты с моделью центра-периферии [Каганский, 2012].

Табл. 2 показывает связь между индексом фрагментации и уровнем неравенства, измеренным с помощью индекса Джини для располагаемых доходов. Мы видим, что индекс фрагментации положительно коррелирован с индексом Джини для обеих выборок. При этом при увеличении уровня отсечения (что уменьшает смещение графа) значимость результата увеличивается вместе с ростом значения оценки для переменной.

Таблица 2

Регрессионная модель с уровнем неравенства как зависимой переменной

Показатели	Индекс Джини по показателю располагаемых доходов	
	(1) общая	(2) ограниченная
Натуральный логарифм индекса фрагментации	0,158** (0,051)	0,158*** (0,043)
Административный центр	-0,002 (0,005)	0,003 (0,005)
Натуральный логарифм численности населения города	-0,015*** (0,004)	-0,012*** (0,003)
Доля жителей в возрасте от 25 до 64 лет, имеющих высшее образование	0,002*** (0,0004)	0,001*** (0,0004)
N	135	120
R ²	0,346	0,312
Максимальный VIF	1,794	1,913

Примечание: *p < 0,05, **p < 0,01, ***p < 0,001

Контрольные переменные включают процент респондентов, которые сильно доверяют друзьям и семье, долю респондентов, которые доверяют жителям города, уровень преступности на 100 тысяч человек, траты на еду, дамми переменную для городов, находящихся в регионах, которые считаются территориями крайнего севера, натуральный логарифм реальных располагаемых доходов. Робастные стандартные ошибки кластеризованы по регионам.

Оценки представлены для нестандартизированных коэффициентов, стандартные ошибки в скобках. Представлено максимальное значение VIF среди регрессоров.

Источник: расчёты автора.

В табл. 3 представлены зависимости между индексом фрагментации и переменными, которые показывают долю населения города с низкими доходами относительно доходов по стране и относительно прожиточного минимума, установленного для региона.

На основе результатов мы можем сделать вывод о наличии связи между фрагментацией и уровнем бедности в городе. Вероятно, это происходит из-за того, что неквалифицированные работники при поиске работы через знакомых находят меньше вариантов возможного трудоустройства. Из-за этого у них меньшая переговорная сила, и в результате получают более низкий уровень заработной платы [Hellerstein, Neumark, 2020]. Высокий уровень бедности также связан с более высоким уровнем неравенства, который мы обнаружили в табл. 2.

Таблица 3

Регрессионная модель с уровнем бедности как зависимой переменной

Показатели	Доля населения с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума, установленного в субъекте		Доля жителей, уровень располагаемых доходов которых не превышает 60% от общестранового медианного уровня располагаемых доходов	
	(3) общая	(4) ограниченная	(5) общая	(6) ограниченная
Натуральный логарифм индекса фрагментации	10,414** (3,257)	11,723** (3,812)	12,882** (4,571)	9,904* (4,979)
Административный центр	1,659** (0,608)	2,075** (0,640)	-0,476 (0,521)	-0,005 (0,558)
Натуральный логарифм численности населения города	-1.508*** (0.450)	-1.643*** (0.443)	-0.109 (0.403)	0.174 (0.408)
Доля жителей в возрасте от 25 до 64 лет, имеющих высшее образование	0.075*** (0.020)	0.059* (0.025)	0.092** (0.033)	0.044 (0.033)
N	135	120	135	120
R ²	0,329	0,381	0,429	0,417
Максимальный VIF	1,794	1,913	1,794	1,913

Замечание: * $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

Контрольные переменные включают процент респондентов, которые сильно доверяют друзьям и семье, долю респондентов, которые доверяют жителям города, уровень преступности на 100 тысяч человек, траты на еду, дамми переменную для городов, находящихся в регионах, которые считаются территориями крайнего севера, натуральный логарифм реальных располагаемых доходов. Робастные стандартные ошибки кластеризованы по регионам.

Оценки представлены для нестандартизированных коэффициентов, стандартные ошибки в скобках. Представлено максимальное значение VIF среди регрессоров.

Источник: расчёты автора.

Табл. 4 показывает, что уровень фрагментации может быть положительно связан со средней заработной платой в городе. Результат становится значимым после включения в модель данных о структуре выпуска на уровне региона. Мы не можем говорить о робастности полученных результатов для зависимости с индексом фрагментации. Для получения каких-либо однозначных выводов о влиянии фрагментации сети на эффективность рынка труда в городах России стоит использовать другие данные. Особенно важной может быть информация о структуре рабочей силы на уровне города. Данные же индекса качества жизни ВЭБ РФ имеют много пропусков, так как собирались из различных источников и не включают такой информации.

Дополнительно, для того чтобы показать наличие зависимости между уровнем фрагментации и неравенством, можно проверить, как уровень фрагментации связан с уровнем преступности, так как рост неравенства в научной литературе нередко ассоциируется с ростом преступности [To, Wiwad, Kouchaki, 2023].

Табл. 5 также показывает наличие положительной связи между уровнем фрагментации и уровнем преступности на одной из моделей. То есть результат не является робастным. Вероятно, существует какая-то связь с отдельными видами преступлений, но не с уровнем преступности в целом. Например, риск коррупции выше [Wachs, Yasseri, Lengyel,

Kertész, 2019] в городах с более высоким уровнем фрагментации сетей. То есть фрагментация может приводить к созданию организованной преступности через высокое доверие знакомым. Однако насилие в России чаще происходит в городах, которые не являются административными центрами, и может быть не связано с организованной преступностью [Щур, Тимонин, 2020]. При этом уровень фрагментации выше в городах, которые являются административными центрами, что будет продемонстрировано дальше. То есть для того, чтобы сделать вывод о наличии зависимости между фрагментацией и уровнем преступности необходимо использовать другие данные. В частности, для анализа уровня преступности с разделением на отдельные виды преступлений.

Таблица 4

Регрессионная модель со средней зарплатой как зависимой переменной

Показатели	Натуральный логарифм средней реальной заработной платы			
	(7) общая	(8) ограниченная	(9) общая	(10) ограниченная
Натуральный логарифм индекса фрагментации	0,274 (0,202)	0,259 (0,204)	0,376* (0,190)	0,281 (0,195)
Административный центр	–0,052* (0,023)	–0,038 (0,025)	–0,038* (0,017)	–0,023 (0,018)
Натуральный логарифм численности населения города	–0,012 (0,018)	–0,002 (0,018)	–0,021 (0,015)	–0,004 (0,015)
Доля жителей в возрасте от 25 до 64 лет, имеющих высшее образование	0,004* (0,002)	0,001 (0,002)	0,005*** (0,001)	0,002* (0,001)
Доля ВРП в обрабатывающих производствах	—	—	0,003* (0,001)	0,002* (0,001)
Доля ВРП в добыче полезных ископаемых	—	—	0,004*** (0,0004)	0,004*** (0,0004)
N	135	120	135	120
R ²	0,156	0,144	0,465	0,499
Максимальный VIF	1,794	1,913	1,909	2,038

Замечание: *p < 0,05, **p < 0,01, ***p < 0,001

Контрольные переменные включают процент респондентов, которые сильно доверяют друзьям и семье, долю респондентов, которые доверяют жителям города, уровень преступности на 100 тысяч человек, траты на еду, дамми переменную для городов, находящихся в регионах, которые считаются территориями крайнего севера, натуральный логарифм реальных располагаемых доходов. Робастные стандартные ошибки кластеризованы по регионам.

Оценки представлены для нестандартизированных коэффициентов, стандартные ошибки в скобках. Представлено максимальное значение VIF среди регрессоров.

Источник: расчёты автора.

Таблица 5

Регрессионная модель с уровнем преступности как зависимой переменной

Показатели	Уровень преступности на 100 тыс. человек (только общая выборка)			
	(11)	(12)	(13)	(14)
Административный центр	—	121,99* (50,55)	135,32* (65,66)	129,70* (64,25)
Натуральный логарифм численности населения города	—	—	–25,46 (48,72)	–25,49 (48,94)
Натуральный логарифм индекса фрагментации	920,09* (442,54)	680,77 (464,63)	813,91 (482,39)	677,83 (471,43)
Доля жителей в возрасте от 25 до 64 лет, имеющих высшее образование	–13,88*** (3,78)	–15,68*** (3,47)	–15,41*** (3,48)	–15,46*** (3,50)
N	135	135	135	135
R ²	0,089	0,126	0,129	0,218
Максимальный VIF	1,125	1,168	1,560	1,788
Контрольные переменные	—	—	—	+

Замечание: *p < 0,05, **p < 0,01, ***p < 0,001

Контрольные переменные включают процент респондентов, которые сильно доверяют друзьям и семье, долю респондентов, которые доверяют жителям города, траты на еду, дамми переменную для городов, находящихся в регионах, которые считаются территориями крайнего севера, натуральный логарифм реальных располагаемых доходов. Робастные стандартные ошибки кластеризованы по регионам.

Оценки представлены для нестандартизированных коэффициентов, стандартные ошибки в скобках. Представлено максимальное значение VIF среди регрессоров.

Источник: расчёты автора.

Фрагментация сети и неравенство. Что на что влияет?

Мы предполагаем наличие двусторонней зависимости между фрагментацией сети, которая описывает бондинговый социальный капитал, и экономическим неравенством. Общество, разделённое на закрытые группы, будет иметь высокое значение индекса фрагментации. И в таком обществе будет ограничено движение информации, что влияет на сетевые эффекты, а это, в свою очередь, приводит к росту неравенства. Высокое неравенство может приводить к росту бондингового социального капитала при условии, что сообщества гомогенны по социально-экономическим характеристикам.

При увеличении неравенства снижается разнообразие социальных контактов, поскольку увеличиваются различия между агентами. При этом число потенциальных связей уменьшается, так как число людей со схожими доходами, образованием и другими характеристиками, по которым происходят контакты, падает с ростом доходов. Таким образом, вероятность наличия социальных связей внутри одной социальной группы увеличивается с падением разнообразия контактов. Наконец, высокое неравенство вызывает рост приемлемости асоциального, т.е. оппортунистического, поведения [To, Wiwad, Kouchaki, 2023], что также влияет на сети общения и формирование фрагментации, а значит, ведёт к росту бондингового социального капитала. При этом распространение асоциального поведения может не приводить к росту преступности. Во-первых, не всё асоциальное поведение преступно, но оно неизбежно подрывает доверие, так как нарушает этические нормы

общества [Gino, 2015]. Во-вторых, даже если индивид считает приемлемым совершение преступления, он может не идти на него из-за разницы между ожидаемыми издержками в случае поимки и ожидаемой потенциальной выгодой в случае успеха [Becker, 1968].

Вероятно, рост фрагментации и неравенства связан с сохранением института блата, который увеличивает важность социальных связей для экономической деятельности. При этом ценность сохранения связей должна зависеть от потенциальной ренты, которую приносят контакты. Таким образом, административные центры должны иметь более высокий уровень неравенства и фрагментации. При этом Москва за счёт своего размера и административного статуса может влиять на неравенство и фрагментацию сетей в городах вокруг. Также расстояние от административного центра способно ограничивать возможности развития в отдельных городах [Каганский, 2012]. Для проверки выдвинутых гипотез мы проанализируем, как расстояние от Москвы (Центра) описывает различия в уровнях неравенства и фрагментации сетей городов России. А также протестируем, существуют ли значимые отличия административных центров от других городов.

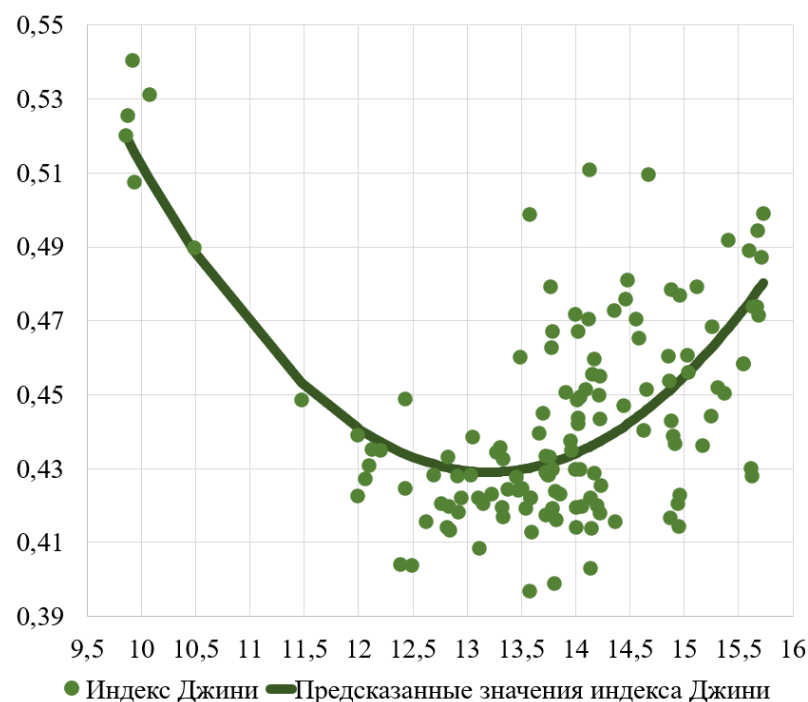


Рис 1. Зависимость между натуральным логарифмом расстояния (в метрах) от Центра и индексом Джини
Источник: расчёты автора

На рис. 1 показана зависимость между логарифмом расстояния от центра Москвы и индексом Джини. Мы видим, что наивысший уровень неравенства обнаружен в городах, расположенных возле Москвы (натуральный логарифм 150 километров — 11,91), при этом также внутри Центральной России мы наблюдаем резкое падение неравенства с увеличением расстояния от Москвы, которое достигает минимума в 650 км от Москвы (минимум функции — 13,375). Затем неравенство снова начинает расти.

На данном графике мы видим две аномалии: очень высокий уровень неравенства в городах рядом с Москвой и относительно низкое неравенство в остальной Центральной России и в ближайших городах других федеральных округов. Попробуем объяснить полученные результаты.

Вполне вероятно, что высокий уровень неравенства в городах, расположенных рядом с Москвой, вызван возможностью работы в Москве, где есть возможность получения более высокой заработной платы [Карачурина, 2022]. Таким образом, если часть работников представлена на местном рынке труда, а другая часть — на московском, то

неравенство будет высоким из-за различий в заработных платах на разных рынках труда. При этом с увеличением расстояния возможности комьютинга исчезают.

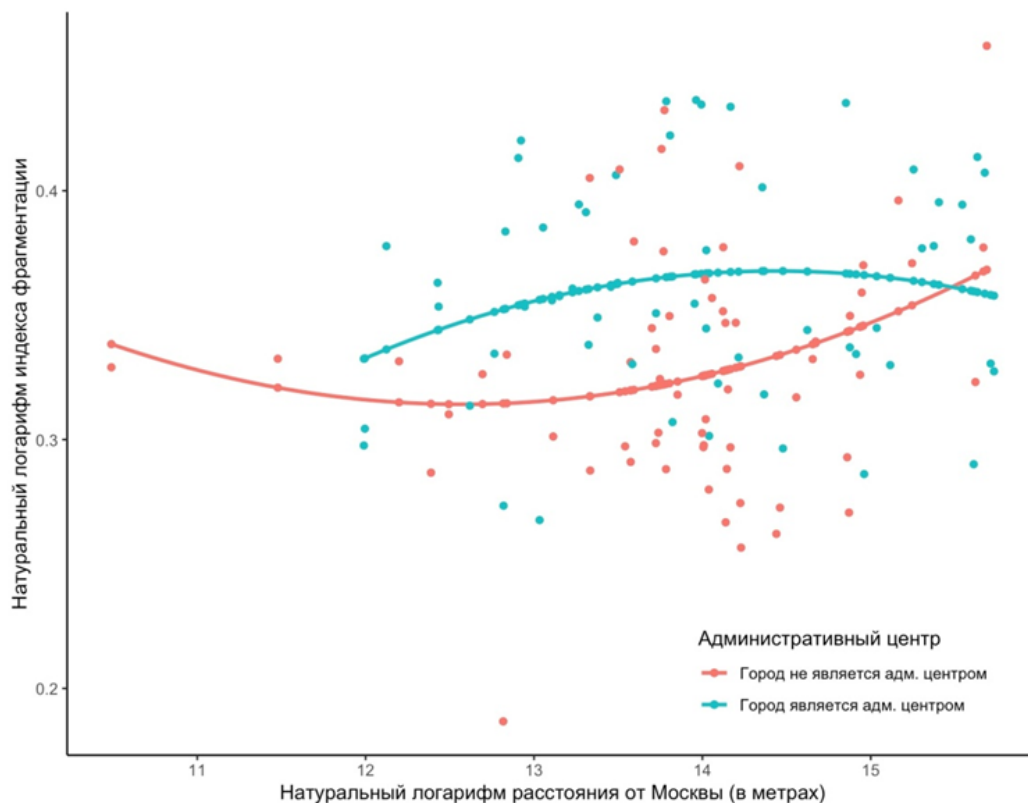


Рис. 2. Натуральный логарифм расстояния от Центра (в метрах) и уровень фрагментации

Источник: расчёты автора

На рис. 2 показана зависимость между логарифмом расстояния от Москвы и логарифмом индекса фрагментации с интеракцией с административными центрами. Можно заметить, что сеть более фрагментирована в городах, которые являются административными центрами. При этом можно выделить 3 группы городов с высоким уровнем фрагментации и одну группу с низким. Самый высокий уровень фрагментации у городов, которые находятся рядом с Москвой — Мытищи и Химки. Потом идут города Дальнего Востока, которые не являются столицами регионов — Находка и Уссурийск. И последняя группа городов, которые имеют самый высокий уровень фрагментации — столицы регионов, находящихся далеко от Москвы (1400-1700 км). К таким городам с самыми высокими значениями индекса фрагментации в выборке относятся Тюмень, Курган, Мурманск, Екатеринбург. Наименьший уровень фрагментации в городах, не являющихся столицами регионов — Дзержинск, Череповец, Рыбинск.

Табл. 6 показывает, что до введения контрольных переменных существуют квадратические зависимости между логарифмом расстояния от Москвы и уровнем фрагментации, индекса Джини. Заметим, что переменная интеракции с административным центром не является значимой для индекса Джинни, но значима для индекса фрагментации. Более того, после введения дополнительных переменных, таких как численность населения и доля рабочей силы с высшим образованием, результат остался значимым.

Полученные результаты иллюстрируют общие географические паттерны для неравенства и социального капитала, а конкретно — наименьший уровень неравенства и фрагментации в 650 км от Москвы и максимальные уровни в Московской области и на Дальнем Востоке. При этом также существуют различия, которые показывают важность административных центров для формирования социального капитала.

Таблица 6

Расстояние от Москвы, индекс фрагментации и индекс Джини

Показатели	Индекс Джини по показателю располагаемых доходов		Натуральный логарифм индекса фрагментации		
	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)
Натуральный логарифм расстояния от Москвы (в метрах)	-0,214*** (0,016)	-0,203*** (0,026)	-0,079* (0,037)	-0,163** (0,057)	-0,159** (0,059)
Квадрат натурального логарифма расстояния от Москвы (в метрах)	0,008*** (0,001)	0,008*** (0,001)	0,003* (0,001)	0,006** (0,002)	0,006** (0,002)
Административный центр	—	-0,609 (0,334)	—	-2,705** (0,951)	-2,170** (0,830)
Натуральный логарифм численности населения	—	—	—	—	0,029** (0,005)
Доля населения с высшим образованием	—	—	—	—	0,001** (0,001)
Квадрат натурального логарифма расстояния от Москвы (в метрах) * административный центр	—	-0,003 (0,002)	—	-0,015** (0,005)	-0,012** (0,005)
Натуральный логарифм расстояния от Москвы (в метрах) * административный центр	—	0,083 (0,050)	—	0,403** (0,140)	0,319** (0,122)
N	135	135	135	135	135
R ²	0,481	0,498	0,027	0,147	0,348

Замечание: *p < 0,05, **p < 0,01, ***p < 0,001

Робастные стандартные ошибки кластеризованные по регионам

Оценки представлены для нестандартизированных коэффициентов, стандартные ошибки в скобках.

Источник: расчёты автора.

Выводы

В данной работе было показано, что индекс фрагментации социальных сетей, который показывает бондинговый социальный капитал, положительно коррелирован с экономическим неравенством, измеренным с помощью индекса Джини, уровнем бедности. Таким образом, можно говорить о зависимости между социальным капиталом и экономическим неравенством в России. Это соответствует прошлым исследованиям [Alesina, La Ferrara, 2000; Alesina, La Ferrara, 2002; Wright, 2015], показывающим зависимость между социальным капиталом и неравенством. Однако отличительной чертой данной работы является использование индекса фрагментации, который отражает бондинговый социальный капитал социальных сетей. Это важно по нескольким причинам. Во-первых, это новый и ранее не использовавшийся индикатор. Во-вторых, использование такой методологии позволяет рассматривать влияние отдельных частей социального капитала. При этом данные расчёты используют метрики, которые построены на основании структуры знакомств огромного числа людей, что позволяет на уровне города получать более точные оценки, чем использование опросных данных. Наконец, применение такой методологии сбора данных позволяет получать оценки с меньшими затратами и большей периодичностью, чем проведение опросов.

При целом ряде преимуществ избранной методологии у неё есть недостатки. Возможности сбора данных из онлайн социальных сетей ограничены числом пользователей сети и зависят от того, насколько репрезентативно онлайн сети представляют население. Маленькая доля выборки графа может приводить к смещению [Kurant, Markopoulou, Thiran, 2011]. Кроме того, полученный результат не позволяет сделать вывод о наличии причинно-следственной связи между социальным капиталом и неравенством. Можно предположить, что высокий бондинговый социальный капитал помогает поддерживать неравенство из-за перераспределения ресурсов внутри сообщества через найм знакомых [Леденева, 1997] или коррупцию [Wachs, Yasseri, Lengyel, Kertész, 2019]. При этом высокое неравенство может приводить к росту бондингового социального капитала, так как более уязвимые слои общества будут более склонны к асоциальному поведению, что ведёт к падению доверия и формированию закрытых сообществ [To, Wiwad, Kouchaki, 2023]. Таким образом, можно предположить обоюдную зависимость между неравенством и бондинговым социальным капиталом. Также остаётся неисследованной причина различий в уровне неравенства и социальном капитале городов России. Однако данное исследование указывает на географические различия, связанные с расстоянием от Москвы и важностью административных центров.

Заметим, что полученные результаты можно также интерпретировать как зависимости уровня неравенства и уровня фрагментации от уровня экономической активности и секторов экономики города. Действительно, стоит ожидать, что в городах с более высоким уровнем экономической активности больше численность населения, выше уровень образования, они с большей вероятностью будут являться административными центрами. В таких городах выше уровень фрагментации, за исключением городов Дальнего Востока, где административные центры имеют более низкий уровень фрагментации. Кроме того, в городах с более высоким уровнем экономической активности должно быть больше средних и крупных предприятий, по данным которых Росстат собирает статистику по зарплатам [Зубаревич, 2012]. Кроме того, в регионах может быть административно установлен разный прожиточный минимум. Если прожиточный минимум устанавливается выше, то при тех же доходах растёт доля людей за чертой бедности. Однако мы не можем объяснить таким образом другие результаты, а именно в таких городах больше доля населения, которая не только считается бедной относительно уровня, установленного в регионе, но и относительно медианных доходов по всей стране. Кроме того, мы не видим, чтобы зарплаты в фрагментированных городах были существенно выше, чем в городах с более низким бондинговым социальным капиталом. То есть нельзя сказать, что в фрагментированных городах устанавливается более высокий уровень минимальных доходов и одновременно при этом существенно выше зарплаты. Более того, уровень доходов относительно установленного минимума — ниже.

Таким образом, предложенное объяснение предполагает, что более высокий уровень экономической активности одновременно связан с ростом доходов, неравенства и бедности. Скорее мы можем говорить о неравномерности распределения доходов из-за различий в эффективности секторов экономики, в том числе из-за наличия барьеров или неэффективности распространения информации из-за бондингового социального капитала.

Уровень фрагментации связан с неравенством, и это может неблагоприятно влиять на рынок труда, из-за чего страдают наименее обеспеченные слои населения, которые чаще находят работу среди знакомых и сильнее привязаны к локальному рынку труда [Hellerstein, Neumark, 2020]. Однако данные результаты требуют отдельного более глубокого рассмотрения, чтобы понять, какие в данном случае действуют механизмы и проверить причинно-следственную связь. Для того чтобы протестировать возможное влияние социального капитала на рынок труда и спрос на образование, нужны другие данные. Например, на индивидуальном уровне данные, которые бы оценивали положение конкретного агента в сети и его предпочтения. Также, вероятно, и наличие обратной связи, когда высокое неравенство приводит к падению доверия из-за роста асоциального поведения [To, Wiwad, Kouchaki, 2023], а также к увеличению фрагментации сети, т.е. росту бондингового социального капитала.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Барсукова С. (2001). Вынужденное доверие сетевого мира [Barsukova S. (2001). Forced trust in the online world] // *Полис. Политические исследования*. № 2. С. 52–60.
- Белобородов В. (2020). Проблема регионального неравенства в России: причины и пути решения [Beloborodov V. (2020). The problem of regional inequality in Russia: causes and solutions] // *Социальные и гуманитарные науки. Отечественная и зарубежная литература. Серия 11, Социология*. № 4. С. 113–123. DOI: 10.31249/rsoc/2020.04.09
- Зубаревич Н. (2012). «Лукавые цифры» на карте Родины [Zubarevich N. (2012). «Cunning numbers» on the map of the Motherland] // *Всероссийский экономический журнал (ЭКО)*. № 4 (454). С. 74–85.
- Зубаревич Н. (2019). Неравенство регионов и крупных городов России: что изменилось в 2010-е годы? [Zubarevich N. (2019). Inequality of regions and large cities of Russia what was changed in the 2010s] // *Общественные науки и современность*. №. 4. С. 57–70. DOI: 10.31857/S086904990005814-7
- Каганский В. (2012). Внутренняя периферия — новая растущая зона культурного ландшафта России [Kagansky V. (2014). Inner Periphery — New Growing Zone of the Cultural Landscape of Russia] // *Известия Российской Академии наук. Серия географическая*. № 6. С. 23–3 DOI:10.15356/0373-2444-2012-6-23-344.
- Капелюшников Р. И. (2019). Экономическое неравенство — вселенское зло? [Kapeliushnikov R. (2019). Is economic inequality a universal evil?] // *Вопросы экономики*. № 4. С. 91–106. DOI: 10.32609/0042-8736-2019-4-91-106
- Карачурина Л. Б. (2022). Урбанизация или субурбанизация определяет миграцию населения в Московской области? [Karachurina L. (2022). Urbanization and Suburbanization: Which One Determines Population Migration in Moscow Oblast?] // *Вестник Санкт-Петербургского университета. Науки о Земле*. Т. 67. № 2. С. 360–381. DOI:10.21638/spbu07.2022.208
- Леденева А. В. (1997). Личные связи и неформальные сообщества: трансформация блата в постсоветском обществе [Ledeneva A. (1997). Personal connections and informal communities: transformation of cronyism in post-Soviet society] // *Мир России. Социология. Этнология*. Т. 6. № 4. С. 89–106.
- Мареева С. В., Слободенюк Е. Д. (2021). Неравенство в России на фоне других стран: доходы, богатство, возможности [Mareeva S. Slobodenyuk E. (2021). Inequality in Russia compared to other countries: income, wealth, opportunities]: Аналит. докл. — М.: НИУ ВШЭ. DOI:10.17323/978-5-7598-2631-6.
- Щур А. Е., Тимонин С. А. (2020). Центр-периферийные различия продолжительности жизни в России: Региональный анализ [Shchur A. Timonin S. (2020). Center-peripheral differences in life expectancy in Russia: regional analysis] // *Демографическое обозрение*. Т. 7. № 3. С. 108–133.
- Acemoglu D., Johnson S., Robinson J. A. (2001). The Colonial Origins of Comparative Development: An Empirical Investigation // *American economic review* Vol. 91. No. 5. Pp. 1369–1401. DOI: 10.1257/aer.91.5.1369
- Agampodi T. C., Agampodi S. B., Glozier N., Siribaddana S. (2015). Measurement of social capital in relation to health in low and middle income countries (LMIC): A systematic review // *Social science & medicine*. Vol. 128. Pp. 95–104. DOI: 10.1016/j.socscimed.2015.01.005
- Alesina A., La Ferrara E. (2000). Participation in heterogeneous communities // *The quarterly journal of economics*. Vol. 115. No. 3. Pp. 847–904. DOI: 10.1162/003355300554935
- Alesina A., La Ferrara E. (2002). Who trusts others? // *Journal of public economics*. Vol. 85. No. 2. Pp. 207–234. DOI: 10.1016/S0047-2727(01)00084-6
- Algan Y. (2018). Trust and social capital // *For good measure: Advancing research on well-being metrics beyond GDP*. Pp. 283–320. DOI: /10.1787/888933840019
- Becker G. S. (1968). Crime and Punishment: An Economic Approach // *Journal of political economy*. Vol. 76. No. 2 Pp. 169–217. DOI: 10.1086/259394
- Bergh A., Bjørnskov C. (2011). Historical Trust Levels Predict the Current Size of the Welfare State // *Kyklos*. Vol. 64. No. 1. Pp. 1–19. DOI: 10.1111/j.1467-6435.2010.00492.x
- Blondel V. D., Guillaume J. L., Lambiotte R., Lefebvre E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks // *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*. Vol. 2008. No. 10. Pp. P10008. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008
- Bourdieu P. (2006). Le capital social. Notes provisoires // *Bourdieu P. Le capital social*. — Paris: Pp. 29–34. DOI: 10.3917/dec.bevor.2006.01.0029
- Bruns A. (2019). After the «APIcalypse»: social media platforms and their fight against critical scholarly research // *Information, Communication & Society*. Vol. 22. No. 11. Pp. 1544–1566. DOI: 10.1080/1369118X.2019.1637447
- Chantarat S., Barrett C. B. (2012). Social network capital, economic mobility and poverty traps // *The Journal of Economic Inequality*. Vol. 10. No. 3. Pp. 299–342. DOI: 10.1007/s10888-011-9164-5
- Coleman J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital // *American journal of sociology*. Vol. 94. Pp. 95–120.
- Currarini S., Jackson M. O., Pin P. (2009). An economic model of friendship: Homophily, minorities, and segregation // *Econometrica*. Vol. 77. No. 4. Pp. 1003–1045. DOI: 10.3982/ECTA7528.
- Freeman R. B., Gelber A. M. (2006). *Optimal inequality/optimal incentives: Evidence from a tournament* // NBER Working Paper Series No. w12588.
- Fukuyama F. (1995). Social capital and the global economy // *Foreign Affairs*. Vol. 74. Pp. 89. DOI: 10.2307/20047302

- Galor O. (2009). *Inequality and economic development: An overview* // Working Paper. No. 3. Providence RI: Brown University.
- Gino F. (2015). Understanding ordinary unethical behavior: why people who value morality act immorally // *Current opinion in behavioral sciences*. Vol. 3. Pp. 107–111. DOI: 10.1016/j.cobeha.2015.03.001
- Granovetter M. S. (1973). The Strength of Weak Ties // *American journal of sociology*. Vol. 78. No. 6. Pp. 1360–1380. DOI: 10.1086/225469
- Growiec K., Growiec J., Kamiński B. (2018). Social network structure and the trade-off between social utility and economic performance // *Social Networks* Vol. 55. Pp. 31–46. DOI: 10.1016/j.socnet.2018.05.002
- Hellerstein J. K., Neumark D. (2020). Social Capital, Networks, and Economic Wellbeing // *The Future of Children*. Vol. 30. No. 1. Pp. 127–152. DOI: 10.2139/ssrn.3636642
- Kurant M., Markopoulou A., Thiran P. (2011). Towards Unbiased BFS Sampling // *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. Vol. 29. No. 9. Pp. 1799–1809. DOI: 10.1109/JSAC.2011.1111005
- Mogues T., Carter M. (2004). Social Capital and the Reproduction of Inequality in Socially Polarized Economies // *Agricultural & Applied Economics*. Staff Paper No. 476. 36 p. DOI: 10.22004/ag.econ.12590.
- Miladinović S. (2012). Two Faces of Social Capital in Structural Trends: Bonding and Bridging // *Social and Cultural Capital in Western Balkan Societies* / Centre for Empirical Cultural Studies of South-East Europe; P. Cvetičanin, A. Birešev. — Belgrade. Pp. 59–74.
- Nikolova M., Popova O., Otrachshenko V. (2022). Stalin and the origins of mistrust // *Journal of Public Economics*. Vol. 208. Pp. 104629. DOI: 10.1016/j.jpubeco.2022.104629
- Norbutas L., Corten R. (2018). Network structure and economic prosperity in municipalities: A large-scale test of social capital theory using social media data // *Social Networks* Vol. 52. Pp. 120–134. DOI: 10.1016/j.socnet.2017.06.002
- Nunn N., Wantchekon L. (2011). The slave trade and the origins of mistrust in Africa // *American economic review*. Vol. 101. No. 7. Pp. 3221–52. DOI: 10.1257/aer.101.7.3221
- Peng H., Nematzadeh A., Romero D.M., Ferrara E., (2020). Network modularity controls the speed of information diffusion // *Physical Review E* Vol. 102. No. 5. Pp. 052316. DOI: 10.1103/PhysRevE.102.052316
- Poder T. G. (2011). What is Really Social Capital? A Critical Review // *The American sociologist*. Vol. 42. No. 4. Pp. 341–367. DOI: 10.1007/s12108-011-9136-z
- Putnam R. D. (2000). *Bowling alone: The collapse and revival of American community*. — N.Y.: Simon and Schuster. DOI: 10.1145/358916.361990
- Romano V., Shen M., Pansanel J., MacIntosh A. J. J., Sueur C. (2018). Social transmission in networks: global efficiency peaks with intermediate levels of modularity // *Behavioral ecology and sociobiology*. Vol. 72. No. 9. Pp. 154. DOI: 10.1007/s00265-018-2564-9
- Sah P., Leu S. T., Cross P. C., Hudson P. J., Bansal S. (2017). Unraveling the disease consequences and mechanisms of modular structure in animal social networks // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 114. No. 16. Pp. 4165–4170. DOI: 10.1073/pnas.1613616114
- To C., Wiwad D., Kouchaki M. (2023). Economic inequality reduces sense of control and increases the acceptability of self-interested unethical behavior // *Journal of experimental psychology: General*. Vol. 152. No. 10. Pp. 2747–2774. DOI: 10.1037/xge001423
- Wachs J., Yasseri T., Lengyel B., Kertész J. (2019). Social capital predicts corruption risk in towns // *Royal Society open science*. Vol. 6. No. 4. Pp. 182103. DOI: 10.1098/rsos.182103
- Wright M. (2015). Economic Inequality and the Social Capital Gap in the United States across Time and Space // *Political studies*. Vol. 63. No. 3. Pp. 642–662. DOI: 10.1111/1467-9248.12113

Павленко Борис Владимирович

bvpavlenko@hse.ru

Boris Pavlenko

Research Assistant, The International Center for the Study of institutions and development, National research university Higher School of Economics, Doctoral Student of Faculty of economic science HRU Higher School of Economics (Moscow)

bvpavlenko@hse.ru

SOCIAL CAPITAL AND ECONOMIC INEQUALITY IN RUSSIAN TOWNS: SOCIAL NETWORK ANALYSIS⁷

Abstract. Economic inequality in Russia is extensively researched and well-documented. However, most studies have focused on regional disparities, while inequality within individual towns in Russia remains understudied. This study examines the relationship between bonding social capital—measured through social network analysis—and inequality at the town level. Using data from the online social network “VK,” we constructed fragmentation indexes for various towns. The fragmentation index indicates the tendency of social nodes to cluster together and maintain links within these groups. We found that the fragmentation index, which reflects bonding social capital, correlates with inequality across a sample of 120 Russian towns. This relationship may not be strictly one-way. High bonding social capital, which signifies strong social ties within a group and trust among familiar individuals, contributes to increased inequality because it limits access to connections that could enhance economic well-being. Conversely, higher inequality tends to boost bonding social capital, as individuals may come to believe that success is determined more by luck than by merit. This perception can lead to anti-social behavior that undermines trust within society, further increasing bonding social capital and the fragmentation of networks. Additionally, our analysis of the factors underlying differences in inequality and social capital revealed a non-linear relationship with distance from Moscow. Areas closer to Moscow and those in the Far East exhibit higher levels of inequality and bonding social capital, while regions further away, particularly in Central Russia, show lower levels.

Keywords: *economic inequality, social capital, towns, Russia, social networks, information networks, social network analysis.*

JEL: R19, Z13, D85.

⁷ The article was prepared within the framework of the HSE University Basic Research Program