

Роль структуры социальных связей в достижении академических успехов

Ксения Черенкова, Ашот Мирзоян

Статья поступила
в редакцию
в сентябре 2023 г.

Черенкова Ксения Сергеевна — преподаватель кафедры математических методов анализа экономики экономического факультета, Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова. E-mail: kcherenkova@yandex.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-0867-6195>

Мирзоян Ашот Гамлетович — старший преподаватель кафедры экономики инноваций экономического факультета, Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова. Адрес: 119991 Москва, Ленинские горы, 1, стр. 46. E-mail: kell56@yandex.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-9275-0099> (контактное лицо для переписки)

Аннотация

Проведено исследование с целью оценить влияние сети социальных взаимодействий в студенческом сообществе на академические результаты студентов, обучающихся на экономическом факультете МГУ им. М.В. Ломоносова. Анализируется проявление эффектов сообучения в академических результатах по двум обязательным предметам: математическому анализу и эконометрике. Данные о структуре социальной сети получены при помощи опроса. Эффект сообучения оценивается с помощью «линейной-в-средних» модели с использованием инструментальных переменных и стохастической акторно-ориентированной модели (SAOM). По результатам оценивания первой модели выявлен значимый эффект сообучения для сети взаимодействий по учебе, но не для дружеской сети. Результаты построения модели SAOM показали, что успеваемость учащихся, составляющих социальное окружение студента, оказывает положительное влияние на его успеваемость. Результаты исследования могут быть полезны при формировании академических групп, организации проектной работы и планировании учебного процесса.

Ключевые слова

социальное взаимодействие, эффекты сообучения, сетевые эффекты, студенты, академические успехи

Для цитирования

Черенкова К.С., Мирзоян А.Г. (2025) Роль структуры социальных связей в достижении академических успехов. *Вопросы образования / Educational Studies Moscow*, № 2, сс. 229–252. <https://doi.org/10.17323/vo-2025-17671>

Social Network Structure as a Factor of Success in Academic Performance

Kseniia Cherenkova, Ashot Mirzoyan

Kseniia S. Cherenkova — Lecturer, Department of Mathematical Methods of Economic Analysis, Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University. E-mail: kcherenkova@yandex.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-0867-6195>

Ashot G. Mirzoyan — Senior Lecturer, Department of Innovation Economics, Faculty of Economics, Lomonosov Moscow State University. Address: 1 Leninskie Gory, 119991 Moscow, Russian Federation. E-mail: kell56@yandex.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-9275-0099> (corresponding author)

Abstract In this paper we evaluate the impact of social interaction network on the academic performance of students at the Faculty of Economics of Lomonosov Moscow State University. We analyze the peer effects in two compulsory subjects: Mathematical Analysis and Econometrics. Data on social network structure were collected through a survey. The peer effects were estimated using a linear-in-means model with instrumental variables and a stochastic actor-oriented model (SAOM). According to the results of the estimation of the first model, a significant peer effect was found for the study interaction network; however, no significant effect was found for the friendship network. The results of the SAOM model showed that the academic performance of one's social environment has a positive effect on an individual's academic performance. The results of the study can be useful in forming academic groups, organizing teamwork and shaping the learning process.

Keywords social connections, students, academic performance, peer effect, network effects

For citing Cherenkova K.S., Mirzoyan A.G. (2025) Social Network Structure as a Factor of Success in Academic Performance. *Voprosy obrazovaniya / Educational Studies Moscow*, no 2, pp. 229–252 (In Russian). <https://doi.org/10.17323/vo-2025-17671>

Исследование детерминант успеваемости — важная предпосылка разработки образовательной политики и организации учебного процесса. Анализ взаимосвязи социальных взаимодействий с образовательными результатами учащихся позволяет политикам и педагогам принимать решения, способствующие повышению качества образования. Одна из сфер социального взаимодействия, значимых для образовательного процесса, — отношения обучающегося с его друзьями [Lomi et al., 2011]: эти отношения могут как уменьшать, так и усугублять неравенство в результатах.

В данной работе для выявления влияния характеристик окружения на успеваемость студентов, т.е. эффекта сообучения, используются два подхода: модель с инструментальными переменными, предложенная Я. Брамолем с соавторами [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2009], и стохастическая акторно-ориентированная модель (SAOM) [Snijders, Baerveldt, 2003]. Первая модель позволяет обнаружить эффект сообучения при наличии одного среза

сети взаимодействий, а вторая модель дает возможность в явном виде моделировать эффекты сообучения с учетом динамики сети взаимодействий. Для построения моделей используются данные о структуре сети взаимодействий и академических результатах студентов экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова.

Работа состоит из четырех частей. В первой части приводится обзор научной литературы, во второй части описана методология построения моделей, в третьей представлен процесс сбора данных, а в четвертой анализируются результаты моделирования.

Обзор литературы

Под эффектом сообучения понимается влияние характеристик, поведения и результатов обучения окружения на успеваемость учащегося [Польдин, Юдкевич, 2011]. При проведении анализа для каждого индивида выделяется референтная группа, результаты деятельности которой потенциально могут быть значимым фактором уровня его достижений. Отдельный блок работ посвящен анализу влияния на успеваемость учащихся их одноклассников или одnogруппников [Boucher et al., 2014; Lin, 2005]. Так, К. Хоксби [Hoxby, 2000] оценила влияние на образовательные результаты учащихся уровня достижений их одноклассников: с повышением оценок одноклассников по чтению на 1 процентный пункт (п.п.) собственная оценка учащегося растет на 0,15–0,4 п.п. При анализе влияния среднего значения успеваемости одноклассников на успеваемость американских школьников младшей, средней и старшей школы [Burke, Sass, 2013] обнаружена нелинейность эффекта сообучения: линейная модель не показала значимого эффекта, эффект разнился в зависимости от того, в каком перцентиле распределения оценок находился сам ученик.

Показатели успеваемости студентов повышаются с увеличением разброса результатов теста SAT по математике в группе [Lyle, 2009]. Эффекты сообучения различаются в зависимости от специализации студентов: у первокурсников итальянского университета эффекты сообучения на технических и естественнонаучных направлениях оказались гораздо сильнее, чем на социальных и гуманитарных [Brunello, De Paola, Scoppa, 2010]. Значимые эффекты сообучения выявлены у студентов, окончивших Военно-воздушную академию в США [Carrell, Fullerton, West, 2009]. Ряд исследований эффекта сообучения проведен на выборке студентов НИУ ВШЭ: показано, что присутствие способных одnogруппников оказывает положительное влияние на успеваемость студентов экономического факультета [Андрущак, Польдин, Юдкевич, 2012]; рассмотрение эффекта сообучения в динамике позволило проследить ход социальной сегрегации студентов по уровню успеваемости, при этом первоначально уровень достижений одnogруппников не является для студентов критерием выбора

друзей, но со временем проявляется влияние академических достижений друзей на индивидуальные достижения студента [Докуча, Валеева, Юдкевич, 2015].

В качестве референтной группы также рассматриваются соседи по общежитию. Расселение по комнатам и блокам происходит случайным образом, поэтому здесь не возникает смещения из-за самоотбора (*selection bias*). В ходе исследований эффектов соседства по комнате в общежитии обнаружена связь принимаемых студентами колледжа решений вступать в социальные группы (братства) с их успеваемостью и значимое влияние уровня достижений соседей на средний балл учащихся на уровне комнаты [Sacerdote, 2001]. Предпринимаются попытки выявить и влияние на образовательные результаты студентов уровня достижений учащихся, проживающих в соседних комнатах [Zimmerman, 2003].

Окружение, безусловно, влияет на образовательные траектории и выбор учащимися образовательных курсов. Статистически значимое влияние социальных связей, возникших в студенческом сообществе, на выбор специализации выявлено на выборке студентов экономического факультета НИУ ВШЭ. При этом взаимные дружеские связи оказывают более сильное влияние, чем односторонние, и, принимая решение о специализации, студент ориентируется на выбор тех друзей, которые имеют схожий с ним уровень достижений. На индивидуальный выбор влияют как друзья, так и помощники по учебе, и самое сильное влияние оказывают те друзья, которые одновременно и выступают помощниками по учебе, и имеют схожую успеваемость [Валеева, Польдин, Юдкевич, 2014]. Влияние окружения на выбор предметов обнаруживается и в школьной среде [Raabe, Boda, Stadtfeld, 2019]. Анализ воздействия дружеских связей школьников на их академические успехи и образовательную траекторию, проведенный с использованием данных *The National Longitudinal Study of Adolescent to Adult Health*, показал, что наиболее сильное и устойчивое влияние обнаруживается в том случае, когда дружба между школьниками длится более года [Patacchini, Rainone, Zenou, 2017].

На успехах школьников в учебе сказываются и некогнитивные способности их одноклассников: чем добросовестнее представители референтной группы, тем в среднем выше оценки школьника по математике и английскому языку [Shure, 2021]. Подобный эффект наблюдается и в студенческой среде [Golsteyn, Non, Zölitz, 2021].

В данной работе влияние социальных взаимодействий студентов экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова на их учебные результаты оценивается с применением двух подходов. Во-первых, мы используем модель с инструментальными переменными [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2009; Patacchini, Rainone, Zenou, 2017], при этом, как и в исследовании, проведенном на

экономическом факультете НИУ ВШЭ [Валеева, Польшин, Юдевич, 2014], рассматриваем две сети взаимодействия студентов: сеть друзей и сеть помощников по учебе. Во-вторых, мы применяем стохастическую акторно-ориентированную модель (*Stochastic Actor-Based Model*, SAOM) [Snijders, van de Bunt, Steglich, 2010]. В отличие от модели с использованием инструментальных переменных, SAOM позволяет учесть процесс формирования и изменения сети взаимодействий благодаря использованию нескольких срезов социальной сети.

**Оценка
эффекта
сообщения
с помощью
инструмен-
тальных
переменных**

Сетевые эффекты анализируются, в частности, с помощью «линейной-в-средних» (*linear in means*) модели [Manski, 1993]. В ней выделяются три типа эффектов: эндогенные, экзогенные и коррелированные. Эндогенные сетевые эффекты отражают склонность индивида подстраивать свое поведение под поведение окружения. Так, влияние успеваемости друзей студента на его собственные результаты — это эндогенный сетевой эффект. Экзогенные сетевые эффекты показывают зависимость поведения индивида от внешних характеристик его окружения. Пример — влияние среднего возраста, полового и расового состава референтной группы студента на его поведение. Авторы, которые изучают факторы, обуславливающие успеваемость, в качестве экзогенных эффектов часто берут образование родителей, друзей или доходы друзей [Bramoullé Djebbari, Fortin, 2009; Patacchini Rainone, Zenou, 2017]. Коррелированные эффекты возникают в случае наличия схожих внешних обстоятельств для групп и позволяют объяснить схожее поведение.

Модель успеваемости индивида можно представить следующим образом:

$$y_i = \alpha + \beta \frac{1}{n_i} \sum_{j \in P_i} y_j + \sum_{s=1}^S \gamma_s x_{is} + \sum_{s=1}^S \left(\delta_s \frac{1}{n_i} \sum_{j \in P_i} x_{js} \right) + \varepsilon_i, \quad (1)$$

где y_i — показатель успеваемости студента i ; y_j — показатель успеваемости студента j ; P_i — референтная группа студента i размера n_i ; x_{is} — характеристика s студента i ; x_{js} — характеристика s студента j ; α — константа; β — эндогенный сетевой эффект, показывающий влияние успеваемости референтной группы на успеваемость студента; δ_s — экзогенный сетевой эффект, показывающий влияние экзогенной характеристики s референтной группы на успеваемость студента i ; γ_s — коэффициент, отражающий влияние экзогенной характеристики s студента i на его успеваемость; ε_i — случайная величина; S — количество экзогенных характеристик.

Оценивание подобного уравнения сопряжено с несколькими трудностями [Польдин, Юдкевич, 2011]. В модели, описанной уравнением 1, присутствует эндогенность из-за наличия двухсторонней связи: не только успеваемость окружения влияет на успеваемость индивида, но и, наоборот, результаты обучения индивида оказывают влияние на результаты обучения окружения. Другая проблема связана с процессом формирования групп обучающихся: если обучающиеся образуют связи самостоятельно, может возникнуть проблема самоотбора, когда индивиды стремятся устанавливать связи с теми, кто обладает схожими характеристиками.

Для решения проблемы эндогенности, связанной с наличием взаимосвязи между успехами обучающихся, исследователи используют модель с инструментальными переменными, при этом структура сети не должна зависеть от используемых экзогенных переменных [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2009]. Чтобы избежать влияния самоотбора, в исследовании используются академические группы или группы, сложившиеся в результате размещения студентов в общежитии, которые образованы административным решением [Duncan et al., 2005] или экспериментально сформированные группы [Carrell, Sacerdote, West, 2013].

В данном исследовании мы воспользуемся инструментальным преобразованием, предложенным Я. Брамолем с соавторами [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2009]. В качестве экзогенных переменных выступают характеристики студентов, отражающие результаты их обучения до поступления в университет, а потому не оказывающие непосредственного влияния на установление связей с однокурсниками. При этом данные о структуре сети собираются до проведения экзамена по рассматриваемому предмету, что исключает возможность влияния результатов обучения по данному предмету на структуру сети.

Представим уравнение 1 в матричном виде:

$$y = \alpha l + \beta Gy + X\gamma + GX\delta + \varepsilon, E[\varepsilon | X, G] = 0, \quad (2)$$

где n — общее число студентов; k — число экзогенных ковариат; y — вектор успеваемости студентов ($n \times 1$); G — матрица взаимодействий ($n \times n$), где $G_{ij} = \frac{1}{n_i}$, если студент j принадлежит референтной группе P_i студента i размера n_i , и 0 в противном случае; X — матрица экзогенных ковариат студентов ($n \times k$); l — единичный вектор ($n \times 1$); α — константа; β — коэффициент, отражающий эндогенный сетевой эффект; δ — вектор коэффициентов, отражающих экзогенные сетевые эффекты ($k \times 1$); γ — вектор коэффициентов перед экзогенными ковариатами ($k \times 1$); ε — вектор случайных величин ($n \times 1$).

Если матрица $I - \beta G$ обратима (где I — единичная матрица $(n \times n)$) и отсутствуют изолированные индивиды, то уравнение 2 можно записать в приведенной форме (*reduced-form*):

$$y = \frac{\alpha}{1-\beta} I + (I - \beta G)^{-1} (X\gamma + GX\delta) + (I - \beta G)^{-1} \varepsilon. \quad (3)$$

При выполнении условия $|\beta| < 1$, матрицу $(I - \beta G)^{-1}$ можно представить в виде бесконечного ряда:

$$(I - \beta G)^{-1} = I + \beta G + \beta^2 G^2 + \dots. \quad (4)$$

После преобразования и перехода к условному математическому ожиданию уравнение 3 примет вид:

$$E(Gy | X) = \frac{\alpha}{1-\beta} I + GX\gamma + (G^2 + \beta G^3 + \dots) X(\delta + \gamma\beta). \quad (5)$$

Если $\delta + \gamma\beta \neq 0$, то G^2X может использоваться как валидный инструмент для среднего значения зависимой переменной у референтной группы. Для того чтобы модель была идентифицируемой, необходимо, чтобы I , G , G^2 были линейно независимы. Для выполнения этого условия достаточно существования нетранзитивных триад: студент i назвал своим другом студента j , студент j — студента k , однако студент i не считает студента k своим другом.

Процедура оценивания состоит из двух этапов. На первом этапе вводится матрица S , содержащая инструментальные переменные, и матрица $\tilde{X}$:

$$S = [X \quad GX \quad G^2X]. \quad (6)$$

$$\tilde{X} = [Gy \quad X \quad GX]. \quad (7)$$

При помощи двухшагового метода наименьших квадратов (МНК) строится вектор оценок $\hat{\theta}^{2SLS} (k \times 1)$:

$$\hat{\theta}^{2SLS} = (\tilde{X}'P\tilde{X})^{-1} \tilde{X}'Py. \quad (8)$$

$$P = S(S'S)^{-1} S'. \quad (9)$$

На втором этапе полученный вектор оценок $\hat{\theta}^{2SLS}$ используется для построения матрицы Z :

$$Z = \left[G(I - \hat{\beta}G)^{-1} (X\hat{\gamma} + GX\hat{\delta}) \quad X \quad GX \right]. \quad (10)$$

Затем Z выступает в качестве матрицы инструментальных переменных, а $\tilde{X}$ — в качестве матрицы ковариат (8).

$$\hat{\theta} = (Z'\tilde{X})^{-1} Z'y. \quad (11)$$

Ковариационная матрица оценок рассчитывается по формуле:

$$V(\hat{\theta}) = (Z'\tilde{X})^{-1}Z'DZ(\tilde{X}'Z)^{-1}, \quad (12)$$

где D — диагональная матрица ($n \times n$), и на главной диагонали находятся остатки в квадрате.

В уравнении 2 при помощи локального преобразования (*local transformation*) могут быть учтены коррелированные эффекты: для этого левая и правая части уравнения умножаются на матрицу $I - \beta G$. При построении модели мы не используем локальное преобразование: все студенты обучаются на одном курсе и подвержены одинаковым коррелированным эффектам.

Подходы, выявляющие эндогенные эффекты за счет добавления среднего значения эндогенной переменной у референтной группы в число независимых переменных, подвергались критике. В частности, Д.Д. Ангрис указал на тавтологичность регрессии интересующей переменной на групповое среднее [Angrist, 2014]. В ответ Я. Брамоль с соавторами отметили, что Ангрис рассматривал случай, при котором нарушается одна из введенных ими предпосылок ($\delta + \gamma\beta \neq 0$), что действительно делает модель неидентифицируемой [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2020]. Если же данная предпосылка выполнена, то использование инструментального подхода позволяет идентифицировать эндогенный сетевой эффект.

Подход с использованием инструментальных переменных имеет ограничения: использование слабых инструментов при относительно небольшой выборке может привести к тому, что оценки окажутся смещенными [Bound, Jaeger, Baker, 1995; Young, 2022]. При помощи двухшагового МНК не всегда удастся получить меньшую стандартную ошибку оценки, чем при использовании обычного МНК [Crown, Henk, Vanness, 2011], а в некоторых случаях МНК-оценки оказываются ближе к истинным значениям коэффициентов [Boef et al., 2014].

Оценивание модели производилось в программной среде *Stata* с использованием команды *netivreg* [Estrada, 2021]. Для оценивания модели использовались данные по двум видам сетей: дружеской и учебной, чтобы проверить наличие эндогенного сетевого эффекта в разных контекстах. Обе сети представляют собой ориентированные графы: студент i мог указать студента j как друга или помощника по учебе, в то же время студент j мог не указывать на связь со студентом i .

Оценка эффекта сообучения с помощью стохастической акторно-ориен- тированной модели (SAOM)

Построение модели с инструментальной переменной требует экзогенности структуры сети взаимодействий — строгое выполнение этой предпосылки в рамках эмпирического исследования нередко невозможно. При этом существуют подходы, позволяющие моделировать динамику образования связей между индивидами. Так, экспоненциальные модели случайных графов (*expro-*

nential random graph models, ERGM) дают возможность выявлять характеристики индивидов, влияющие на вероятность образования связей между ними. К ограничениям этого метода относится невозможность моделирования причинно-следственных связей между поведением индивида и характеристиками его референтной группы [Докука, 2021a].

Используя стохастическую акторно-ориентированную модель (*stochastic actor-oriented model, SAOM*) [Snijders et al., 2010], можно отделить процесс формирования сети от процесса эволюции поведения акторов. Появляется все больше работ, привлекающих SAOM для исследования эффектов сообучения в школьной и студенческой среде [Докука, 2021b]. В качестве входных данных в модели используются срезы сети, каждый из которых представляет собой граф социальных связей, имеющихся между акторами в конкретный момент времени. Помимо сети социальных связей каждый актор описывается переменными трех типов: неизменные во времени ковариаты, изменяющиеся во времени ковариаты, поведенческие переменные. Ковариаты задаются экзогенно, а поведенческие характеристики определяются внутри модели (эндогенные переменные). При описании методологии мы обращаемся к работам [Ripley, Snijders, Preciado, 2015; Snijders, 2001; Snijders, van de Bunt, Steglich, 2010].

Между двумя соседними срезами сети происходит несколько последовательных изменений социальных связей между акторами (под связью понимается наличие или отсутствие дружеских отношений). На каждом шаге актор принимает решение об изменении одной из связей (о ее создании или устранении) с другими индивидами, исходя из своей целевой функции (*objective function*), которая отражает степень его удовлетворенности текущей конфигурацией сети. Целевая функция является математическим представлением предпочтений актора и рассчитывается как линейная комбинация компонент, также называемых эффектами:

$$f_i(x) = \sum_{k=1}^L \beta_k s_{ik}(x), \quad (13)$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если индивид } i \text{ указал индивида } j \text{ в качестве друга} \\ 0, & \text{если иначе} \end{cases}, \quad (14)$$

где $f_i(x)$ — значение целевой функции индивида i ; $s_{ik}(x)$ — функция, зависящая от конфигурации сети; x — конфигурация сети; β_k — коэффициент перед эффектом k ; x_{ij} — элемент матрицы смежности, описывающей структуру сети; i — индекс индивида, который принимает решение об образовании связи; j — индекс индивида, с которым индивид i образует связь; L — общее число эффектов в целевой функции.

Перед тем как образовать новую или разрушить имеющуюся связь, индивид оценивает значение своей целевой функции в текущей и новой конфигурации сети. Индивид делает выбор из множества всех возможных конфигураций сети C , которые отличаются от изначальной только одной связью (текущая конфигурация сети также принадлежит множеству C). Вероятность p_i перехода к конфигурации сети x определяется ее относительной привлекательностью по отношению ко всем доступным альтернативам:

$$p_i(x) = \frac{\exp(f_i(x))}{\sum_{x' \in C} \exp(f_i(x'))}. \quad (15)$$

Время до следующей возможности изменения сети имеет экспоненциальное распределение с параметром $d\lambda$, где d — это количество акторов в сети. Для каждой пары срезов сети задается отдельное значение λ . При этом параметр λ может интерпретироваться как среднее число изменений связей, совершаемых одним актором между двумя последовательными срезами сети.

Рассмотрим эффекты, которые включаются в целевую функцию в рамках данной работы. Исходящая степень вершины (*out-degree popularity effect*) показывает число акторов, которые были указаны в качестве друзей актором i , что отражает активность индивида:

$$s_{i1}(x) = \sum_j x_{ij}. \quad (16)$$

Входящая степень вершины (*indegree popularity effect*) показывает число акторов, указавших актора i в качестве друга, и отражает популярность индивида:

$$s_{i2}(x) = \sum_j x_{ji}. \quad (17)$$

Эффект взаимности (*reciprocity*) определяется числом взаимных связей, т.е. связей, в которых оба актора указали друг друга:

$$s_{i3} = \sum_j x_{ij} x_{ji}. \quad (18)$$

Эффект транзитивных триад (*transitive triplets effect*) отвечает на следующий вопрос: если i указал j в качестве своего друга ($i \rightarrow j$), то чему равно количество акторов, которых i указал в качестве своих друзей, а они указали j в качестве своего друга ($i \rightarrow h \rightarrow j$):

$$s_{i4} = \sum_j \left(x_{ij} \sum_h x_{ih} x_{hj} \right). \quad (19)$$

Число 3-циклов (*three-cycles*) ($i \rightarrow j \rightarrow h \rightarrow i$) отражает тенденцию к формированию замкнутых структур:

$$s_{i5} = \sum_{j,h} x_{ij} x_{jh} x_{hi}. \quad (20)$$

Разница в значениях ковариат (*covariate-difference*) между индивидом и всеми акторами, которых он указал в качестве друзей, отражает стремление взаимодействовать с похожими акторами:

$$s_{i6} = \sum_j x_{ij} (v_j - v_i), \quad (21)$$

где v_i — значение ковариаты для индивида i .

Сумма значений ковариат друзей характеризует привлекательность установления связей с акторами, обладающими определенными характеристиками:

$$s_{i7} = \sum_j x_{ij} v_j. \quad (22)$$

Идентичность по ковариатам (*covariate-related identity*) определяет число связей с акторами, имеющими такое же значение соответствующей ковариаты:

$$s_{i8} = \sum_j x_{ij} same_{ij}^v \quad (23)$$

$$same_{ij}^v = \begin{cases} 1, & \text{если } v_i = v_j \\ 0, & \text{если иначе.} \end{cases} \quad (24)$$

В то же время у актора есть поведенческая функция полезности, которая максимизируется одновременно с целевой функцией. Исходя из ее значений, актор принимает решение об изменении поведенческой характеристики.

$$f_i^{beh}(x, z) = \sum_k \beta_k^{beh} s_{ik}^{beh}(x, z), \quad (25)$$

где $f_i^{beh}(x, z)$ — поведенческая функция полезности индивида i ; $s_{ik}^{beh}(x, z)$ — функция, зависящая от конфигурации сети и значений поведенческих переменных; x — конфигурация сети; β_k^{beh} — коэффициент перед эффектом k ; i — индекс индивида; z — вектор значений поведенческих переменных.

Рассмотрим эффекты, включаемые в поведенческую функцию полезности. Линейный поведенческий эффект (*linear behavioral shape effect*) отражает стремление актора изменять значение поведенческой переменной независимо от других акторов:

$$s_{i1}^{beh} = z_i. \quad (26)$$

Квадратичный поведенческий эффект (*quadratic shape effect*) определяется как линейный поведенческий эффект в квадрате:

$$s_{i2}^{beh} = z_i^2. \quad (27)$$

Эффект среднего значения поведенческой переменной друзей (*average alter effect*) отражает стремление актора подстраивать свое поведение под поведение референтной группы:

$$s_{i3}^{beh} = z_i \frac{\sum_j x_{ij} z_j}{\sum_j x_{ij}}. \quad (28)$$

Поведенческие переменные индивида в рамках данной модели изменяются дискретно. Индивид принимает решение о том, должен ли он увеличить на единицу, снизить на единицу или оставить неизменным значение своей поведенческой переменной. Так же как и для целевой функции, количество изменений между двумя срезам сети имеет экспоненциальное распределение.

Вводится критерий качества оцененной модели: *overall maximum convergence ratio*. Он определяется как максимальное значение *t*-статистики для сходимости любой линейной комбинации параметров. Модель рассматривается как имеющая высокую сходимость, если значение этого параметра меньше 0,25. Оценивание модели производилось в пакете R с использованием библиотеки *RSiena*.

Данные исследования

Для оценивания модели с инструментальными переменными мы использовали данные о социальных связях и академических успехах студентов экономического факультета МГУ им. М. В. Ломоносова, которые обучались в 2021/2022 учебном году на 3-м курсе направления «экономика». Информация о структуре сети собрана с помощью опроса, который проводился в начале пятого семестра. Опрос о структуре социальных связей студентов проводился в начале 3-го курса, за три месяца до экзамена по предмету «эконометрика». К концу 2-го курса студенты проучились вместе два года, круг общения каждого студента уже сформировался, большинство связей к этому моменту являются устойчивыми и сохраняются продолжительное время.

В ходе опроса собраны данные о структуре двух сетей взаимодействия студентов: дружеской сети и сети взаимодействия по учебе (учебной сети). Студенты отвечали на два вопроса:

- Назовите людей с курса, с которыми вы регулярно общаетесь, — друзей (до 7 человек);
- Назовите людей с курса, с которыми вы обсуждаете учебу, участвуете в совместных учебных проектах с выбором партнера, а также к кому вы можете обратиться за помощью по учебе (до 7 человек, можно указывать людей из предыдущего списка).

На основе ответов на первый вопрос строилась дружеская сеть, на основе ответов на второй — учебная сеть. Опрос прошли

177 студентов. В дальнейшем из выборки были исключены студенты, вернувшиеся из академического отпуска, а также учащиеся, по которым отсутствовала информация об их академических результатах. Итоговую выборку составили 142 студента для учебной сети и 149 студентов для дружеской сети.

Характеристики сетей приведены в табл. 1. Для описания сетей использованы показатели взаимности (*reciprocity*), транзитивности (*transitivity*) и плотности (*density*). Взаимность отражает вероятность того, что образованная связь окажется взаимной (оба респондента указали в опросе друг друга). Транзитивность показывает вероятность того, что две вершины, соединенные через третью, будут соединены между собой («друг моего друга — мой друг»). Плотность определяется как отношение числа связей в графе к максимально возможному числу связей в неориентированном графе с тем же числом вершин. В обеих сетях наблюдается низкое значение плотности: частично оно объясняется введенным в опросе ограничением на число людей, которых респонденты могли указать в качестве друзей или партнеров по проектам (7 человек).

Таблица 1. Характеристики учебной и дружеской сетей

	Значение для дружеской сети	Значение для учебной сети
Взаимность	0,687	0,543
Транзитивность	0,327	0,345
Плотность	0,050	0,051

Есть основания предполагать, что полученные сети должны быть похожи: часто друзья становятся и помощниками в учебе или наоборот. Действительно, из 681 связи в дружеской сети и 663 связей в учебной сети 408 совпадают — это 60% связей для дружеской сети и 62% для учебной сети.

В качестве объясняющих переменных использовались результаты экзаменов, которые студенты сдавали при поступлении на факультет: ЕГЭ по математике, ЕГЭ по русскому языку, ЕГЭ по английскому языку, ДВИ (дополнительное вступительное испытание) по математике. При построении модели использовалось среднее значение результатов ЕГЭ по русскому и английскому языкам. Данные о результатах вступительных испытаний предоставлены администрацией факультета. Описательные статистики переменных приведены в табл. 2.

Подход с использованием инструментальных переменных подразумевает, что структура связей между студентами является экзогенной по отношению к объясняющим переменным. Мы используем данные, которые характеризуют студентов до начала обучения, а потому они не могут непосредственно повлиять на образование связей между учащимися. Набранные за экзамены баллы характеризуют знания абитуриентов по соответствующим

Таблица 2. **Описательные статистики выборки для модели с инструментальными переменными**

	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	1-й квартиль	3-й квартиль	Максимум
Эконометрика	178,16	50,34	31	147	221	246
ДВИ математика	63,66	18,75	50	55	70	100
ЕГЭ математика	86,77	7,64	68	82	92	100
ЕГЭ русский	92,08	7,09	69	89	98	100
ЕГЭ английский	89,04	10,36	32	86	95	100

предметам, приложенное ими усердие и способности. При этом мы не можем однозначно утверждать, что различия в способностях не оказывают влияния на дальнейшее образование дружеских и учебных связей. В других исследованиях с использованием данного подхода в качестве объясняющих переменных вводились переменные, характеризующие образование родителей [De Melo, 2014]. На наш взгляд, для них характерно то же ограничение: высшее образование родителей может положительно повлиять на успеваемость учащихся, а она, в свою очередь, может повлиять на установление дружеских связей. Таким образом, данное ограничение свойственно подходу с использованием инструментальных переменных при разных вариантах выбора объясняющих переменных. Исходя из этого, мы также используем подход, в явном виде моделирующий динамику устанавливаемых связей.

Для построения модели SAOM собраны данные о студентах, набранных на экономический факультет МГУ им. М.В. Ломоносова в 2022 г. и обучающихся на направлении «экономика». Проведены три волны сбора данных: в октябре 2022 г., в конце декабря 2022 г. и в конце марта 2023 г. Респондентов просили перечислить однокурсников, с которыми они общаются: «Пожалуйста, укажите однокурсников, с которыми вы на данный момент общаетесь. Число человек, которых вы можете указать, не ограничено». Собрана информация об успеваемости студентов по курсу «Математический анализ» (обязательный предмет, 1-й и 2-й семестры), а также характеристики студентов: пол, проживание в общежитии, номер академической группы. Доля девушек в выборке составила 64,8%, в общежитии проживают 19,8% респондентов. Итоговую выборку составили 162 студента, которые приняли участие во всех трех волнах опроса. Характеристики каждого среза приведены в табл. 3.

В первом семестре студенты изучают курс «Математический анализ», в рамках которого пишут две контрольные работы: в октябре и в конце декабря. Во втором семестре проходят курс «Высшая математика для экономистов», который разделен на блок математического анализа и блок линейной алгебры. По каждому блоку организованы отдельные отчетные мероприятия. Первую контрольную по математическому анализу в рамках курса «Выс-

Таблица 3. Характеристики срезов сети для динамической модели

	Первый срез	Второй срез	Третий срез
Число респондентов	162	162	162
Число связей	679	927	895
Плотность	0,026	0,036	0,034
Транзитивность	0,287	0,268	0,235
Коэффициент Жаккара	—	0,392	0,227

Примечание. Коэффициент Жаккара (*Jaccard Index*) показывает сходство между срезами сети. Значения менее 0,2 могут приводить к проблемам с оцениванием SAOM-модели [Ripley, Snijders, Preciado, 2015]. В данной таблице при вычислении коэффициента Жаккара второй срез сети сравнивается с первым, а третий — со вторым.

шая математика для экономистов» студенты пишут в конце марта. К датам проведения контрольных приурочены периоды сбора опросных данных.

По первым двум контрольным можно было набрать до 25 баллов, по третьей — до 48 баллов. Для построения динамической модели баллы за контрольные переведены в пятибалльную шкалу: для каждой контрольной выделялись 5 равных интервалов, а затем определялось, к какому из них относятся баллы студента.

При построении модели мы также используем переменную «уровень усердия», которая характеризует старания, приложенные студентом при изучении курса «Математического анализ», и основана на самооценке студентом своих усилий по изучению предмета. Мы предполагаем, что чем больше усилий к учебе прилагает социальное окружение индивида, тем больше усердия будет проявлять он сам. Респондент должен был оценить по 5-балльной шкале Ликерта (от «совершенно не согласен» до «совершенно согласен») степень своего согласия с утверждением «Я тратил много сил на понимание предмета, выполнял все домашние задания, посещал все лекции и семинары». Средние значения успеваемости и усердия для каждого среза приведены в табл. 4.

Таблица 4. Средние значения успеваемости и усердия студентов

Номер среза	1	2	3
Успеваемость	2,148	2,512	1,857
Усердие	3,549	3,191	3,018

Результаты построения модели с инструментальными переменными

При оценке эффектов с помощью подхода Я. Брамолля и соавторов [Bramoullé, Djebbari, Fortin, 2020] (табл. 5) коэффициент перед переменной эндогенного сетевого эффекта оказался значимым для учебной сети и незначимым для дружеской сети. Баллы, набранные студентом по ДВИ и ЕГЭ по математике, положительно связаны с его результатами в обеих моделях, однако значимой

связи среднего балла ЕГЭ по русскому и английскому языкам с результатами обучения по курсу «эконометрика» не обнаружено. Во всех моделях экзогенные характеристики окружения не имеют статистически значимой связи с результатами обучения студента, за исключением баллов за ДВИ по математике для учебной сети. При этом оценка коэффициента, отражающего эндогенный эффект, оказывается близкой к единице — возможно, вследствие высокой стандартной ошибки оценки в связи с относительно небольшим числом наблюдений.

Таблица 5. Результаты построения модели с инструментальными переменными

	Учебная сеть	Дружеская сеть
Эндогенный эффект	0,961** (0,482)	0,820 (0,707)
<i>Собственные характеристики студентов</i>		
ЕГЭ русский и английский	0,681 (0,482)	0,793 (0,534)
ДВИ математика	0,814*** (0,285)	0,771** (0,304)
ЕГЭ математика	1,06** (0,478)	1,46*** (0,443)
<i>Экзогенные сетевые эффекты (среднее референтной группы)</i>		
ЕГЭ русский и английский	−0,050 (1,325)	0,870 (1,210)
ЕГЭ математика	0,027 (0,451)	−0,597 (0,474)
ДВИ математика	−1,697* (0,884)	1,667 (1,023)
Константа	−58,766 (91,766)	−117,800 (72,414)
Число наблюдений	142	149
R^2	0,374	0,367

Примечание. В скобках приведены значения стандартных ошибок коэффициентов. * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Результаты построения модели SAOM

В модели 1 (табл. 6) используются две поведенческие переменные: успеваемость и усердие. Средняя успеваемость окружения (успеваемость: среднее *alter*) оказывает положительное влияние на успеваемость индивида. Однако подобного эффекта не наблюдается для усердия: среднее усердие окружения не влияет на усердие студента. При построении модели 2 (табл. 6) использовалась только одна поведенческая переменная (успеваемость), а переменная усердия вводилась как меняющаяся во

времени ковариата. Коэффициент перед усердием оказывается значимым: чем выше уровень усердия индивида, тем выше его успеваемость. При этом в среднем со временем успеваемость студентов падает (успеваемость: линейный эффект). Для обеих моделей показатели сходимости оказались менее 0,25 (высокий уровень сходимости).

Таблица 6. Результаты построения SAOM-моделей

	Модель 1	Модель 2
<i>Динамика сети</i>		
Лямбда 1	10,457*** (0,757)	10,498*** (0,703)
Лямбда 2	23,896*** (1,341)	23,713*** (1,503)
Исходящая степень вершины	-2,514*** (0,066)	-2,527*** (0,056)
Взаимность	1,434*** (0,070)	1,439*** (0,073)
Транзитивные триады	0,383*** (0,017)	0,383*** (0,019)
3-циклы	-0,378*** (0,037)	-0,381*** (0,039)
Входящая степень вершины	-0,003 (0,006)	-0,001 (0,005)
Одинаковый пол	0,161*** (0,043)	0,159*** (0,041)
Оба проживают в общежитии	0,120** (0,049)	0,122*** (0,046)
Одинаковая группа	0,565*** (0,048)	0,563*** (0,042)
Усердие <i>alter</i>	0,175*** (0,032)	0,112*** (0,022)
Различие усердия	-0,071*** (0,026)	-0,051*** (0,016)
Успеваемость <i>alter</i>	0,023 (0,029)	0,016 (0,029)
Различие успеваемости	0,027 (0,023)	0,032 (0,024)
<i>Динамика успеваемости</i>		
Лямбда 1: успеваемость	2,158*** (0,317)	2,295*** (0,377)
Лямбда 2: успеваемость	2,873*** (0,538)	2,943*** (0,468)

Окончание табл. 6

	Модель 1	Модель 2
Успеваемость: линейный эффект	–0,708*** (0,129)	–0,721*** (0,127)
Успеваемость: квадратичный эффект	–0,050 (0,068)	–0,088 (0,073)
Успеваемость: среднее <i>alter</i>	0,979*** (0,298)	1,009*** (0,291)
Успеваемость: эффект усердия <i>ego</i>		0,218*** (0,079)
<i>Динамика усердия</i>		
Лямбда 1: усердие	3,498*** (0,588)	
Лямбда 2: усердие	6,710*** (1,038)	
Усердие: линейный эффект	–0,036 (0,045)	
Усердие: квадратичный эффект	0,058** (0,028)	
Усердие: среднее <i>alter</i>	–0,002 (0,158)	
Показатель сходимости	0,17	0,23

Примечание. В скобках приведены значения стандартных ошибок коэффициентов. * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Динамика образования связей оказывается схожей в обеих моделях (табл. 6). Чем выше усердие студента, тем чаще однокурсники называют его другом (усердие *alter*). Студенты образуют взаимные связи: студент с большей вероятностью назовет другом того, кто также назвал его другом (взаимность). Дружеские связи с большей вероятностью образуются внутри одной группы, между студентами одного пола и студентами, проживающими в общежитии. При этом студенты стремятся образовывать связи с теми, кому свойственен схожий с ними уровень усердия. Популярность студента (входящая степень вершины) не увеличивает вероятность образования новых связей. Чем больше друзей студент указал в своем списке, тем с меньшей вероятностью он образует новую связь (исходящая степень вершины). Наличие общего друга (транзитивные триады) повышает вероятность образования новой связи, а наличие 3-цикла, напротив, снижает. В модели 2 акторы в среднем 10,5 раза принимают решение об изменении отношений с другими акторами между первыми двумя срезами сети (лямбда 1) и 23,7 раза — между вторым и третьим срезами (лямбда 2). Успеваемость в среднем подверга-

лась изменениям 2,3 раза между первым и вторым срезами сети (лямбда 1: успеваемость) и 2,9 раза между вторым и третьим срезами (лямбда 2: успеваемость).

Таким образом, общение со студентами, имеющими высокую успеваемость, оказывает положительное влияние на успеваемость индивида (табл. 6). Однако высокий уровень усердия друзей не оказывает влияния на усердие индивида. Модель с инструментальными переменными также обнаруживает наличие эффекта сообучения (для учебной сети) (табл. 5).

Заключение

В проведенном исследовании анализируется связь структуры сетей общения студентов с их академическими успехами при помощи модели с инструментальными переменными и стохастической акторно-ориентированной модели (SAOM). Для построения первой модели использовалась выборка студентов 3-го курса экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова, обучающихся по направлению «экономика». На основе собранных данных построены две сети взаимодействия: сеть дружеских взаимоотношений и сеть взаимодействий по учебе. В результате обнаружен эндогенный сетевой эффект в модели, построенной для учебной сети: чем выше успеваемость окружения, тем более высокой успеваемости добивается студент.

Для построения второй модели (SAOM) собраны динамические данные о сети взаимодействия студентов. Данные об успеваемости представлены баллами за три контрольные работы по курсу «Математический анализ». Данные об усердии студентов получены с помощью самооценивания. В качестве контрольных переменных в исследовании использовались такие характеристики студентов, как пол, факт проживания в общежитии и номер академической группы.

Результаты оценивания динамической модели свидетельствуют о наличии влияния окружения на успеваемость: студенты корректируют уровень своей успеваемости, «подстраиваясь» под результаты друзей, так что рост успеваемости друзей приводит к росту успеваемости индивида. Влияния усердия окружения, в том случае если это усердие среднего уровня, на уровень усердия студента не обнаружено. При этом студентов, имеющих более высокий уровень усердия, учащиеся с более высокой вероятностью указывают в качестве друзей.

Таким образом, при использовании двух разных подходов к моделированию получены подтверждения наличия эффектов сообучения. При этом обе модели имеют свои преимущества и недостатки. Так, модель с инструментальными переменными требует экзогенности структуры сети взаимодействий, что ограничивает число областей, в которых она может использоваться.

Для построения SAOM-модели необходимо провести несколько волн сбора данных (желательно не менее трех), поэтому организация такого исследования оказывается высокзатратной. SAOM-модели, в отличие от моделей с инструментальными переменными, позволяют не только выявить эффект сообучения, но и определить факторы, оказывающие влияние на динамику эволюции сети взаимодействий.

Полученные результаты могут быть полезны руководству факультетов высших учебных заведений при формировании состава академических групп студентов. При этом мы анализировали эффекты сообучения только на примере математических предметов, что и составляет ограничение исследования. В качестве направлений для дальнейших исследований можно предложить сравнение эффектов сообучения для гуманитарных и математических дисциплин.

Благодарности Авторы выражают благодарность членам проекта «Научный старт» за свежие идеи, отзывы и критику.

Литература

1. Андрущак Г.В., Польдин О.В., Юдкевич М.М. (2012) Эффекты сообучения в административно формируемых студенческих группах. *Прикладная эконометрика*, № 2 (26), сс. 3–16.
2. Валеева Д.Р., Польдин О.В., Юдкевич М.М. (2014) Социальные связи студента и выбор специализации. *Прикладная эконометрика*, № 2 (34), сс. 80–94.
3. Докука С.В. (2021a) Использование стохастических акторно-ориентированных моделей для анализа коэволюции сетей и поведения. *Мониторинг общественного мнения: экономические и социальные перемены*, № 2, сс. 273–285. <https://doi.org/10.14515/monitoring.2021.2.1806>
4. Докука С.В. (2021b) Социальное окружение и академическая успеваемость: обзор исследований, использующих стохастическое акторно-ориентированное моделирование. *Социологический журнал*, т. 27, № 3, сс. 175–191. <https://doi.org/10.19181/socjour.2021.27.3.8429>
5. Докука С.В., Валеева Д.Р., Юдкевич М.М. (2015) Коэволюция социальных сетей и академических достижений студентов. *Вопросы образования / Educational Studies Moscow*, № 3, сс. 44–65. <http://dx.doi.org/10.17323/1814-9545-2015-3-44-65>
6. Польдин О.В., Юдкевич М.М. (2011) Эффекты сообучения в высшем образовании: обзор теоретических и эмпирических подходов. *Вопросы образования / Educational Studies Moscow*, № 4, сс. 106–123. <https://doi.org/10.17323/1814-9545-2011-4-106-123>
7. Angrist J.D. (2014) The Perils of Peer Effects. *Labour Economics*, vol. 30, October, pp. 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2014.05.008>
8. Boef A.G.C., Dekkers O.M., Vandenbroucke J.P., Le Cessie S. (2014) Sample Size Importantly Limits the Usefulness of Instrumental Variable Methods, Depending on Instrument Strength and Level of Confounding. *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 67, no 11, pp. 1258–1264. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2014.05.019>

9. Boucher V., Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2014) Do Peers Affect Student Achievement? Evidence from Canada Using Group Size Variation. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 29, no 1, pp. 91–109. <https://doi.org/10.1002/jae.2299>
10. Bound J., Jaeger D.A., Baker R.M. (1995) Problems with Instrumental Variables Estimation when the Correlation between the Instruments and the Endogeneous Explanatory Variable Is Weak. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 90, no 430, pp. 443–450. <https://doi.org/10.2307/2291055>
11. Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2020) Peer Effects in Networks: A Survey. *Annual Review of Economics*, vol. 12, pp. 603–629. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-020320-033926>
12. Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2009) Identification of Peer Effects through Social Networks. *Journal of Econometrics*, vol. 150, no 1, pp. 41–55. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.12.021>
13. Brunello G., De Paola M., Scoppa V. (2010) Peer Effects in Higher Education: Does the Field of Study Matter? *Economic Inquiry*, vol. 48, no 3, pp. 621–634. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.2009.00235.x>
14. Burke M.A., Sass T.R. (2013) Classroom Peer Effects and Student Achievement. *Journal of Labor Economics*, vol. 31, no 1. <https://doi.org/10.1086/666653>
15. Carrell S.E., Fullerton R.L., West J.E. (2009) Does Your Cohort Matter? Measuring Peer Effects in College Achievement. *Journal of Labor Economics*, vol. 27, no 3, pp. 439–464. <https://doi.org/10.1086/600143>
16. Carrell S.E., Sacerdote B.I., West J.E. (2013) From Natural Variation to Optimal Policy? The Lucas Critique Meets Peer Effects. *Econometrics*, vol. 81, no 3, pp. 855–882. <https://doi.org/10.3982/ECTA10168>
17. Crown W.H., Henk H.J., Vanness D.J. (2011) Some Cautions on the Use of Instrumental Variables Estimators in Outcomes Research: How Bias in Instrumental Variables Estimators Is Affected by Instrument Strength, Instrument Contamination, and Sample Size. *Value in Health*, vol. 14, no 8, pp. 1078–1084. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2011.06.009>
18. De Melo G. (2014) *Peer Effects Identified through Social Networks: Evidence from Uruguayan Schools. Banco de México Working Papers no 2014–05*. México: Banco de México, Ciudad de México. <https://doi.org/10.36095/banxico/di.2014.05>
19. Duncan G.J., Boisjoly J., Kremer M., Levy D.M., Eccles J. (2005) Peer Effects in Drug Use and Sex among College Students. *Journal of Abnormal Child Psychology*, vol. 33, no 3, pp. 375–385. <https://doi.org/10.1007/s10802-005-3576-2>
20. Estrada J. (2021) netivreg: Estimation of Peer Effects in Endogenous Social Networks. *Proceeding of the 2021 Stata Conference (virtual, 2021, 5–6 August)*, Article no 16.
21. Golsteyn B.H.H., Non A., Zölitz U. (2021) The Impact of Peer Personality on Academic Achievement. *Journal of Political Economy*, vol. 129, no 4, pp. 1052–1099. <https://doi.org/10.1086/712638>
22. Hoxby C.M. (2000) *Peer Effects in the Classroom: Learning from Gender and Race Variation. NBER Working Paper no 7867*. <http://dx.doi.org/10.3386/w7867>
23. Lin X. (2005) *Peer Effects and Student Academic Achievement: An Application of Spatial Autoregressive Model with Group Unobservables. Unpublished Manuscript Ohio State University*.
24. Lomi A., Snijders T.A.B., Steglich C.E.G., Torló V.J. (2011) Why Are Some More Peer Than Others? Evidence from a Longitudinal Study of Social Networks and Individual Academic Performance. *Social Science Research*, vol. 40, no 6, pp. 1506–1520. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2011.06.010>
25. Lyle D.S. (2009) The Effects of Peer Group Heterogeneity on the Production of Human Capital at West Point. *American Economic Journal: Applied Economics*, vol. 1, no 4, pp. 69–84. <https://doi.org/10.1257/app.1.4.69>

26. Manski C.F. (1993) Identification of Endogenous Social Effects the Reflection Problem. *Review of Economic Studies*, vol. 60, no 3, pp. 531–542. <https://doi.org/10.2307/2298123>
27. Patacchini E., Rainone E., Zenou Y. (2017) Heterogeneous Peer Effects in Education. *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 134, February, pp. 190–227. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2016.10.020>
28. Raabe I.J., Boda Z., Stadtfeld C. (2019) The Social Pipeline: How Friend Influence and Peer Exposure Widen the STEM Gender Gap. *Sociology of Education*, vol. 92, no 2, pp. 105–123. <https://doi.org/10.1177/0038040718824095>
29. Ripley R.M., Snijders T.A.B., Preciado P. (2015) *Manual for RSiena*. Oxford: University of Oxford.
30. Sacerdote B. (2001) Peer Effects with Random Assignment: Results for Dartmouth Roommates. *Quarterly Journal of Economics*, vol. 116, no 2, pp. 681–704. <https://doi.org/10.1162/00335530151144131>
31. Shure N. (2021) Non-Cognitive Peer Effects in Secondary Education. *Labour Economics*, vol. 73, December, Article no 102074. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102074>
32. Snijders T.A.B. (2001) The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics. *Sociological Methodology*, vol. 31, no 1, pp. 361–395. <https://doi.org/10.1111/0081-1750.00099>
33. Snijders T.A.B., Baerveldt C. (2003) A Multilevel Network Study of the Effects of Delinquent Behavior on Friendship Evolution. *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 27, no 2–3, pp. 123–151. <https://doi.org/10.1080/00222500305892>
34. Snijders T.A.B., van de Bunt G.G., Steglich C.E.G. (2010) Introduction to Stochastic Actor-Based Models for Network Dynamics. *Social Networks*, vol. 32, iss. 1, pp. 44–60. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2009.02.004>
35. Young A. (2022) Consistency without Inference: Instrumental Variables in Practical Application. *European Economic Review*, vol. 147, August, Article no 104112. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2022.104112>
36. Zimmerman D.J. (2003) Peer Effects in Academic Outcomes: Evidence from a Natural Experiment. *Review of Economics and Statistics*, vol. 85, iss. 1, pp. 9–23. <https://doi.org/10.1162/003465303762687677>

References

- Andrushchak G.V., Poldin O.V., Judkevich M.M. (2012) Peer Effects in Exogenously Formed Student Groups. *Applied Econometrics*, no 2 (26), pp. 3–16 (In Russian).
- Angrist J.D. (2014) The Perils of Peer Effects. *Labour Economics*, vol. 30, October, pp. 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2014.05.008>
- Boef A.G.C., Dekkers O.M., Vandenbroucke J.P., Le Cessie S. (2014) Sample Size Importantly Limits the Usefulness of Instrumental Variable Methods, Depending on Instrument Strength and Level of Confounding. *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 67, no 11, pp. 1258–1264. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2014.05.019>
- Boucher V., Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2014) Do Peers Affect Student Achievement? Evidence from Canada Using Group Size Variation. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 29, no 1, pp. 91–109. <https://doi.org/10.1002/jae.2299>
- Bound J., Jaeger D.A., Baker R.M. (1995) Problems with Instrumental Variables Estimation when the Correlation between the Instruments and the Endogeneous Explanatory Variable Is Weak. *Journal of the American Statistical Association*, 90(430), pp. 443–450. <https://doi.org/10.2307/2291055>
- Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2020) Peer Effects in Networks: A Survey. *Annual Review of Economics*, vol. 12, pp. 603–629. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-020320-033926>
- Bramoullé Y., Djebbari H., Fortin B. (2009) Identification of Peer Effects through Social Networks. *Journal of Econometrics*, vol. 150, no 1, pp. 41–55. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2008.12.021>

- Brunello G., De Paola M., Scoppa V. (2010) Peer Effects in Higher Education: Does the Field of Study Matter? *Economic Inquiry*, vol. 48, no 3, pp. 621–634. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.2009.00235.x>
- Burke M.A., Sass T.R. (2013) Classroom Peer Effects and Student Achievement. *Journal of Labor Economics*, vol. 31, no 1. <https://doi.org/10.1086/666653>
- Carrell S.E., Fullerton R.L., West J.E. (2009) Does Your Cohort Matter? Measuring Peer Effects in College Achievement. *Journal of Labor Economics*, vol. 27, no 3, pp. 439–464. <https://doi.org/10.1086/600143>
- Carrell S.E., Sacerdote B.I., West J.E. (2013) From Natural Variation to Optimal Policy? The Lucas Critique Meets Peer Effects. *Econometrics*, vol. 81, no 3, pp. 855–882. <https://doi.org/10.3982/ECTA10168>
- Crown W.H., Henk H.J., Vanness D.J. (2011) Some Cautions on the Use of Instrumental Variables Estimators in Outcomes Research: How Bias in Instrumental Variables Estimators Is Affected by Instrument Strength, Instrument Contamination, and Sample Size. *Value in Health*, vol. 14, no 8, pp. 1078–1084. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2011.06.009>
- De Melo G. (2014) *Peer Effects Identified through Social Networks: Evidence from Uruguayan Schools*. *Banco de México Working Papers no 2014–05*. México: Banco de México, Ciudad de México. <https://doi.org/10.36095/banxico/di.2014.05>
- Dokuka S.V. (2021a) Stochastic Actor-Oriented Models in the Analysis of Co-Evolution of Networks and Behavior. *Monitoring of Public Opinion: Economic and Social Changes*, no 2, pp. 273–285 (In Russian). <https://doi.org/10.14515/monitoring.2021.2.1806>
- Dokuka S.V. (2021b) Social Environment and Academic Performance: A Systematic Review of Stochastic Actor-Oriented Research. *Sotsiologicheskii Zhurnal / Sociological Journal*, vol. 27, no 3, pp. 175–191 (In Russian). <https://doi.org/10.19181/socjour.2021.27.3.8429>
- Dokuka S.V., Valeeva D.R., Yudkevich M.M. (2015) Co-Evolution of Social Networks and Student Performance. *Voprosy obrazovaniya / Educational Studies Moscow*, no 3, pp. 44–65 (In Russian). <https://doi.org/10.17323/1814-9545-2015-3-44-65>
- Duncan G.J., Boisjoly J., Kremer M., Levy D.M., Eccles J. (2005) Peer Effects in Drug Use and Sex among College Students. *Journal of Abnormal Child Psychology*, vol. 33, no 3, pp. 375–385. <https://doi.org/10.1007/s10802-005-3576-2>
- Estrada J. (2021) netivreg: Estimation of Peer Effects in Endogenous Social Networks. *Proceeding of the 2021 Stata Conference (virtual, 2021, 5–6 August)*, Article no 16.
- Golsteyn B.H.H., Non A., Zölitz U. (2021) The Impact of Peer Personality on Academic Achievement. *Journal of Political Economy*, vol. 129, no 4, pp. 1052–1099. <https://doi.org/10.1086/712638>
- Hoxby C.M. (2000) *Peer Effects in the Classroom: Learning from gender and Race Variation*. *NBER Working Paper no 7867*. <http://dx.doi.org/10.3386/w7867>
- Lin X. (2005) *Peer Effects and Student Academic Achievement: An Application of Spatial Autoregressive Model with Group Unobservables*. *Unpublished Manuscript Ohio State University*.
- Lomi A., Snijders T.A.B., Steglich C.E.G., Torló V.J. (2011) Why Are Some More Peer Than Others? Evidence from a Longitudinal Study of Social Networks and Individual Academic Performance. *Social Science Research*, vol. 40, no 6, pp. 1506–1520. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2011.06.010>
- Lyle D.S. (2009) The Effects of Peer Group Heterogeneity on the Production of Human Capital at West Point. *American Economic Journal: Applied Economics*, vol. 1, no 4, pp. 69–84. <https://doi.org/10.1257/app.1.4.69>
- Manski C.F. (1993) Identification of Endogenous Social Effects the Reflection Problem. *Review of Economic Studies*, vol. 60, no 3, pp. 531–542. <https://doi.org/10.2307/2298123>

- Patacchini E., Rainone E., Zenou Y. (2017) Heterogeneous Peer Effects in Education. *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 134, February, pp. 190–227. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2016.10.020>
- Poldin O.V., Yudkevich M.M. (2011) Peer-Effects in Higher Education: A Review of Theoretical and Empirical Approaches. *Voprosy obrazovaniya / Educational Studies Moscow*, no 4, pp. 106–123. <https://doi.org/10.17323/1814-9545-2011-4-106-123>
- Raabe I.J., Boda Z., Stadtfeld C. (2019) The Social Pipeline: How Friend Influence and Peer Exposure Widen the STEM Gender Gap. *Sociology of Education*, vol. 92, no 2, pp. 105–123. <https://doi.org/10.1177/0038040718824095>
- Ripley R.M., Snijders T.A.B., Preciado P. (2015) *Manual for RSiena*. Oxford: University of Oxford.
- Sacerdote B. (2001) Peer Effects with Random Assignment: Results for Dartmouth Roommates. *Quarterly Journal of Economics*, vol. 116, no 2, pp. 681–704. <https://doi.org/10.1162/00335530151144131>
- Shure N. (2021) Non-Cognitive Peer Effects in Secondary Education. *Labour Economics*, vol. 73, December, Article no 102074. <https://doi.org/10.1016/j.labecon.2021.102074>
- Snijders T.A.B. (2001) The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics. *Sociological Methodology*, vol. 31, no 1, pp. 361–395. <https://doi.org/10.1111/0081-1750.00099>
- Snijders T.A.B., Baerveldt C. (2003) A Multilevel Network Study of the Effects of Delinquent Behavior on Friendship Evolution. *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 27, no 2–3, pp. 123–151. <https://doi.org/10.1080/00222500305892>
- Snijders T.A.B., van de Bunt G.G., Steglich C.E.G. (2010) Introduction to Stochastic Actor-Based Models for Network Dynamics. *Social Networks*, vol. 32, no 1, pp. 44–60. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2009.02.004>
- Valeeva D.R., Poldin O.V., Judkevich M.M. (2014) Student's Social Ties and the Choice of Specialization. *Applied Econometrics*, no 2 (34), pp. 80–94 (In Russian).
- Young A. (2022) Consistency without Inference: Instrumental Variables in Practical Application. *European Economic Review*, vol. 147, August, Article no 104112. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2022.104112>
- Zimmerman D.J. (2003) Peer Effects in Academic Outcomes: Evidence from a Natural Experiment. *Review of Economics and Statistics*, vol. 85, iss. 1, pp. 9–23. <https://doi.org/10.1162/003465303762687677>