

Статистические модели для анализа динамики социальных сетей в исследованиях образования

С. В. Докука, Д. Р. Валеева

Докука София Владимировна

кандидат социологических наук, младший научный сотрудник Института институциональных исследований НИУ ВШЭ. E-mail: sdokuka@hse.ru

Валеева Диляра Рашитовна

младший научный сотрудник Института институциональных исследований НИУ ВШЭ. E-mail: dvaleeva@hse.ru

Адрес: Москва, 101000, ул. Мясницкая, 24.

Аннотация. С появлением средств для сбора и хранения динамических данных о поведении и достижениях учащихся, а также с разработкой новых методов анализа социальных сетей стало возможным изучение коэволюции сетей и поведения. Динамический сетевой анализ позволяет ответить на вопрос, каким образом формируются и передаются те или иные формы поведения учащихся, например вредные привычки, помогает проследить процесс формирования дружбы или вражды между школьниками и студентами, оценить влияние социальных связей учащихся на их академические достижения. Представлен обзор двух основных методов, используемых при эмпирическом анализе динамики социальных сетей. Стохастические акторно-ориентированные модели (SAOM) являются одним из наиболее разработанных подходов к изучению динамики социальных сетей. В SAOM текущее состояние сети оказывается зависи-

мым исключительно от предыдущего состояния сети. Эволюция сети является не дискретным, а непрерывным процессом, так что структурные макроизменения представляют собой совокупность микроизменений. При этом изучаются не структура сети и предпосылки ее формирования в начальный момент времени, а процессы, лежащие в основе зафиксированных изменений. Альтернативным подходом к изучению динамики социальных сетей являются дискретные временные экспоненциальные модели случайных графов (STERGM). В них наблюдаемая социальная сеть представляет собой реализацию одной из возможных сетей с заданными характеристиками. Формирование сети является результатом стохастического процесса, и задача исследователя состоит в том, чтобы выявить природу его движущих сил. При сравнении эмпирически выявленной социальной сети с сетями аналогичного размера определяются структурные свойства сети и характеристики акторов, оказавшие влияние на процесс создания сети. Рассмотрен пример использования обеих моделей на одном наборе данных.

Ключевые слова: социальные сети, динамические статистические модели, Separable Temporal Exponential Random Graph Models, Stochastic Actor-Oriented Models, академические достижения учащихся, отклоняющееся поведение.

Статья поступила в редакцию в декабре 2014 г.

Исследование осуществлено в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ в 2015 г. и при финансовой поддержке Правительства РФ в рамках реализации «Дорожной карты» Программы 5/100 Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики».



В современных эмпирических исследованиях выявлена значимая взаимосвязь характеристик социального окружения и достижений школьников и студентов, но фиксируется она зачастую на базе статических данных, в то время как и поведение учащихся, и их социальные связи могут меняться во времени. С появлением средств для сбора и хранения динамических данных о поведении и достижениях учащихся, а также с разработкой новых методов анализа социальных сетей стало возможным изучать коэволюцию сетей и поведения. Появившиеся в последние годы модели анализа динамических сетей позволяют рассмотреть как формирование социальных связей и поведения, так и их взаимосвязанное развитие. Существует целый ряд задач в исследованиях образования, для решения которых этот инструментарий используется очень продуктивно.

Во-первых, динамический сетевой анализ позволяет ответить на вопрос, каким образом формируется и передается поведение учащихся. Как правило, изучаются вредные привычки или отклоняющееся поведение школьников, которые именно в образовательной среде могут получить дополнительное развитие. К примеру, Л. Меркен с соавторами оценила влияние дружеских связей школьников на практику курения [Mercken et al., 2010]. Исследователи показали, что учащиеся со схожим отношением к курению склонны формировать связи между собой, а друзья быстрее перенимают друг у друга эту вредную привычку. К. Баерфельд с соавторами проследил распространение противоправного поведения (мелкого воровства, хулиганства, вандализма) и роль социальных сетей в этом процессе [Baerveldt, Völker, van Rossem, 2014]. В результате исследования было установлено, что в школьных классах наблюдается социальное влияние и «заражение» такого рода поведением.

Во-вторых, анализ социальных сетей эффективен в исследовании формирования дружбы или вражды между школьниками и студентами. Подробное исследование эволюции дружеских отношений позволило установить, что крепкие связи возникают постепенно, отношения индивидов проходят стадии нейтрального знакомства, приятельских отношений и заканчиваются крепкой дружбой. На начальных этапах формирования дружбы значимыми предикторами связей оказались принадлежность к одному полу и курение, в то время как для установления сильных связей данные факторы оказались менее важными [Bunt, van Duijn, Snijders, 1999]. К. Бергер и Я. Дейкстра изучали развитие сетей дружбы и антипатии между подростками-школьниками [Berger, Dijkstra, 2013]. Они показали, что как в случае дружеских отношений, так и в случае антипатии наблюдается тенденция к формированию взаимных отношений и связей, замкнутых в триады. Если в дружеских сетях школьники стремятся контактировать



со сверстниками того же пола, то свою неприязнь они проявляют к одноклассникам вне зависимости от их пола.

В-третьих, исследователей образования традиционно интересует вопрос, от чего зависит академическая успеваемость учащихся. Социальные сети долгое время не были включены в состав объясняющих механизмов успеваемости ввиду отсутствия методологической базы для исследования. Однако сейчас социальные связи учащихся рассматриваются как один из важных факторов, способных объяснять достижения учащихся. К примеру, Д. Флэшман пришла к выводу, что в школах происходит социальная селекция: учащиеся стремятся устанавливать связи с одноклассниками со схожим уровнем успеваемости. В случае его изменения трансформируется и круг общения школьника — он начинает дружить с теми, у кого такие же оценки [Flashman, 2011]. В исследовании А. Ломи с соавторами зафиксирован значимый эффект социального влияния учащихся на достижения друг друга. Авторы отмечают, что на успеваемость учащегося оказывают влияние как оценки его друзей, так и оценки его помощников по учебе [Lomi et al., 2011].

Анализ социальных сетей востребован в решении большого количества задач, но его применение ставит перед исследователями и новые методологические вопросы. Для описания взаимоотношений между акторами и определения степени их влияния друг на друга в социальных сетях используется инструментарий теории графов. Основное предположение стандартных линейных методов анализа данных заключается в том, что наблюдения не зависимы друг от друга. Однако в социальной сети акторы связаны между собой сложными зависимостями. Следовательно, линейные методы не подходят для сетевых данных [Robins, 2013], и для исследования сетей необходимо разрабатывать новые специализированные методики и алгоритмы.

Работа П. Холланда [Holland, 1981] положила начало применению эмпирических статистических сетевых моделей для анализа социальных сетей (p^* , или экспоненциальные модели случайных графов, Exponential Random Graph Models, ERGM). Впоследствии идеи Холланда были развиты С. Вассерманом, Т. Снайдерсом, Ф. Паттинсоном, Г. Робинсом и др. [Robins et al., 2007]. В рамках этой модели наблюдаемая социальная сеть рассматривается как одна из возможных реализаций сетей со схожими эндогенными и экзогенными параметрами. Задача моделирования заключается в выявлении структурных и иных характеристик социальной системы, отличающих исследуемую сеть от случайных. При этом изучение статической социальной сети не позволяет выявить причинно-следственные связи между эффектами, наблюдаемыми в системе. К примеру, используя экспоненциальные модели случайных графов, мы не можем с точностью утверждать, насколько структуры взаимодействий в наблюдаемой сети влияют на акаде-



мические достижения учащихся, так же как и понять, насколько достижения определяют взаимоотношения акторов в сети.

Для установления причинно-следственных зависимостей необходимы лонгитюдные исследования и соответствующий теоретический и методологический инструментарий. На данный момент разработаны два типа моделей, позволяющих изучать эволюцию социальной сети: динамические экспоненциальные модели случайных графов (Separable Temporal Exponential Random Graph Models, STERGM) [Krivitsky, Handcock, 2014] и стохастические акторно-ориентированные модели (Stochastic Actor-Oriented Models, SAOM) [Snijders, Bunt, Steglich, 2010]. В STERGM, по аналогии с традиционными экспоненциальными моделями случайных графов, объясняются предпосылки возникновения сети, а не только ее эволюция. При этом изменения в сети рассматриваются как дискретный процесс. В SAOM эволюция сети представляется как непрерывный процесс, в ходе которого каждый актор контролирует свою позицию и атрибуты. Мы останавливаемся только на этих моделях, так как они позволяют ответить на вопрос о причинно-следственных связях между влиянием сети и поведением акторов в ней, которые наиболее часто изучаются в сетевых исследованиях.

В российском академическом сообществе наблюдается устойчивый рост интереса к анализу социальных сетей студентов и школьников [Валеева, Польшин, Юдкевич, 2013; Иванюшина, Александров, 2013; Титкова, Иванюшина, Александров, 2013]. В теоретической работе [Креховец, Польшин, 2013] описаны методы анализа статических срезов сетевых данных.

В данной работе представлены основные модели, используемые для исследования эволюции социальных сетей. STERGM как относительно недавно созданный метод мы сравниваем с подходом более разработанным и используемым — SAOM. Затем мы приводим пример анализа одной базы данных с помощью обоих подходов. Такое сравнение позволит заинтересованным исследователям сделать выбор между двумя основными методами анализа динамических сетей, исходя из задач, которые они ставят перед собой.

1. Стохастические акторно-ориентированные модели для изучения динамики сетей

В стохастических акторно-ориентированных моделях динамические изменения в сетях рассматриваются с позиции марковских процессов, т. е. текущее состояние сети t_n оказывается зависимым исключительно от предыдущего состояния сети t_{n-1} . Эволюция сети является не дискретным, а непрерывным процессом, так что структурные макроизменения представляют собой совокупность микроизменений. При этом изучаются не структура сети и предпосылки ее формирования в начальный момент времени (t_1), а процессы, лежащие в основе изменений, зафиксированных в период $(t_1 - t_2)$ [Snijders, Bunt, Steglich, 2010].



Стохастические акторно-ориентированные модели, как и иные агентные модели, основаны на предположении, что индивиды действуют в соответствии с нормами социального индивидуализма, т. е. изменяют свои связи и характеристики осознанно, с целью оптимизации положения в системе, без согласования друг с другом. Вероятность того, что актер изменит свои связи, зависит от его целевой функции. Целевая функция (*objective function*) — одно из ключевых понятий SAOM. Ее значение напрямую зависит от структуры связей и индивидуальных характеристик актора. Предполагается, что каждый агент сети с течением времени стремится к максимизации целевой функции [Ibid.]. Математически целевая функция вычисляется как линейная комбинация структурных и экзогенных компонентов, также называемых эффектами. Коэффициенты эффектов интерпретируются так же, как и коэффициенты в логистической регрессии.

SAOM позволяет моделировать, с одной стороны, процесс эволюции сети, с другой — коэволюцию сети и поведения.

Рассмотрим, как SAOM моделирует эволюцию социальной сети. В модель обычно включают два типа эффектов: эндогенные и экзогенные. Т. Снайдерс с соавторами выделяет четыре важные группы эндогенных эффектов [Ibid.]. Первая группа базовых сетевых эффектов — это степень центральности (*outdegree*), отражающая тенденцию акторов к образованию новых связей с течением времени. Вторая группа эффектов, тоже базовых, — это взаимность, т. е. склонность акторов со временем образовывать взаимные связи. К третьей группе факторов, определяющих развитие социальных сетей, относятся триадные эффекты. Одним из наиболее распространенных триадных эффектов является транзитивность, характеризующая ситуацию, когда все три участника сети связаны между собой. Наконец, последняя группа — это эффекты, связанные со степенью центральности: популярность (количество номинаций, полученных данным индивидом от остальных) и активность (количество индивидов, номинированных данным индивидом). Согласно этим эффектам, акторы с низкими показателями центральности со временем либо создают единичные связи, либо не создают их вовсе, а количество связей у акторов с высокими показателями центральности растет [Barabási, Albert, 1999].

В качестве экзогенных эффектов рассматриваются индивидуальные характеристики акторов. Один из наиболее распространенных эффектов, наблюдаемых в социальных сетях, — это эффект гомофилии, т. е. склонность индивидов формировать связи со схожими индивидами. В данном случае гомофилия позволяет ответить на вопрос, действительно ли в наблюдаемой сети существует сегрегация индивидов по полу, по группе обучения, по социально-экономическому статусу. В качестве дополнительного может быть включен эффект популярности с контролем на пол



актера. Этот эффект дает возможность, например, проследить, насколько женщины более популярны в сети помощи и менее популярны в сети дружбы.

Рассмотрим, как SAOM позволяет моделировать процесс коэволюции социальной сети и поведения акторов. Для анализа этого процесса фиксируются как динамика социальной сети, так и изменения характеристик акторов.

В качестве эндогенных эффектов сети в модель включаются эффекты степени центральности, взаимности, транзитивности, популярности и активности. В качестве экзогенных эффектов — *линейный* или *квадратичный эффект* (*linear shape effect*, *quadratic shape effect*). Их присутствие обусловлено тем, что для многих социальных систем характерно обратное квадратичное распределение измеряемого параметра, что может свидетельствовать о наличии оптимального значения переменной. Например, при возможной вариации параметра от 1 до 4 в системе доминирует значение 2. Дополнительно в качестве экзогенных эффектов используются атрибуты акторов — эффекты гомофилии или популярности по определенным признакам.

При моделировании динамики поведения и изменения социальных сетей можно выявить, по каким причинам схожие между собой индивиды становятся друзьями. Если акторы, различающиеся по поведению, завязывают отношения и с течением времени становятся похожими друг на друга, то наблюдается процесс социального влияния. Когда изначально похожие люди начинают общаться друг с другом, можно говорить о социальной селекции.

Для использования SAOM данные о социальной системе должны удовлетворять ряду требований. Во-первых, необходима информация о сетевых взаимодействиях как минимум в два разных момента времени. Чаще всего производится анализ трех или четырех динамических срезов. Во-вторых, количество акторов в социальной сети должно находиться в интервале от 20 до 200–300. В-третьих, в социальной сети должны произойти определенные изменения и в то же время остаться стабильные структуры. Для оценки устойчивости сети, как правило, используется коэффициент Джаккарда [Snijders, Bunt, Steglich, 2010].

Для применения таких моделей Т. Снайдерс с коллегами разработали специализированный пакет RSiena (сокращение от Simulation Investigation for Empirical Network Analysis) в статистическом пакете R. Пример использования стохастических акторно-ориентированных моделей и интерпретации полученных результатов представлен в третьей части статьи.

2. Дискретные экспоненциальные модели случайных графов для динамики сетей

Альтернативным подходом к изучению динамики социальных сетей являются дискретные временные экспоненциальные модели случайных графов (Separable Temporal Exponential Random Graph Models, STERGM) [Krivitsky, Handcock, 2014].



В STERGM наблюдаемая социальная сеть представляет собой одну из реализаций возможных сетей с заданными характеристиками (числом связей). Формирование сети является результатом стохастического процесса, и задача исследователя состоит в выявлении природы его движущих сил [Robins et al., 2007]. При сравнении эмпирически выявленной социальной сети с сетями аналогичного размера определяются структурные свойства сети (эндогенные факторы) и характеристики акторов (экзогенные факторы), оказавшие влияние на процесс создания сети.

Таким образом, по STERGM движущей силой эволюции социальной сети является стохастический процесс, а не индивидуальные выборы индивидов, как в SAOM. Как и в стохастических акторно-ориентированных моделях, при STERG-моделировании используются акторные эффекты (популярность, активность), диадные эффекты (взаимность), триадные эффекты (транзитивность, 3-циклы), экзогенные эффекты. Значения параметров также интерпретируются как коэффициенты в логистической регрессии. Они показывают, какой вклад внесли те или иные факторы в создание или распад сети. Описание распространенных сетевых эффектов приведено в [Snijders et al., 2006].

Дискретные временные экспоненциальные модели случайных графов выделяют в эволюции социальных систем два динамических процесса: формирование и распад связей. При этом, по предположению разработчиков модели, процессы формирования и распада не влияют друг на друга, поскольку факторы, оказывающие влияние на эти процессы, различаются. Таким образом, моделирование и интерпретация процессов создания и распада социальных связей также должны быть разделены. В настоящее время продолжается активная разработка STERGM, и на данном этапе разработчики не пишут о возможностях моделирования процессов социального влияния и социальной селекции, уже доступного в SAOM.

Требования к данным в STERGM менее строги, чем в SAOM. Так же как и в SAOM, для моделирования необходимы срезы сетевых данных в два момента времени или более и данные об атрибутах акторов, однако количество участников социальной сети не ограничивается. Конкретные оценки степени изменения системы (коэффициент Джаккарда) также не приводятся, однако очевидно, что изменения должны быть достаточно значительными для статистического моделирования. Работа со STERG-моделями возможна в статистической среде R, в пакетах `tergm` и `statnet`.

Рассмотрим возможности использования SAOM и STERGM на примере одного и того же набора данных. Существуют две работы — Т. Снайдерса [Snijders, Bunt, Steglich, 2010] и П. Кривицкого [Krivitsky, Handcock, 2014], — в которых использованы соответственно SAOM и STERGM для анализа данных Knecht (2008)

3. Примеры моделирования динамики сетей



Таблица 1. **Результаты стохастического акторно-ориентированного моделирования** [Snijders, Bunt, Steglich, 2010]

Эффект	Значение эффекта
Степень центральности	-1,67 (0,38)***
Взаимность	1,42 (0,20) ***
Транзитивные триады	0,21 (0,03) ***
Транзитивность	0,74 (0,23) **
3-циклы	-0,26 (0,09) **
Исходящие связи (квадрат)	-0,56 (0,23)
Пол эго (мужской)	0,39 (0,13) *
Пол альтера (мужской)	0,15 (0,13)
Одинаковый пол	0,54 (0,12) ***
Одна начальная школа	0,35 (0,14) *

Таблица 2. **Результаты с использованием дискретных временных экспоненциальных моделей случайных графов** [Krivitsky, Handcock, 2014]

Эффект	Создание связей	Распад связей
Степень центральности	-3,336 (0,320)***	-1,132 (0,448)*
Взаимность	1,384 (0,280)***	2,682 (0,523)***
Транзитивность	0,886 (0,247)***	1,121 (0,264)***
3-циклы	-0,389 (0,133)**	-1,016 (0,231)***
Связь от девочек к мальчикам	-0,358 (0,330)	-0,577 (0,609)
Одинаковый пол (мужской)	0,480 (0,269)	0,122 (0,394)
Одинаковый пол (женский)	0,973 (0,355)**	1,168 (0,523)*
Одна начальная школа	0,650 (0,248)**	0,451 (0,291)

Примечание. * значимость 0,05; ** значимость 0,01; *** значимость 0,001.

о социальной сети голландских школьников. Опрос школьников был проведен в 2003 и 2004 гг. В ходе исследования были собраны данные о дружеских связях между 17 девочками и 9 мальчиками, которые учились в одном классе в средней школе. Школьники могли выбрать до 12 одноклассников как друзей, в качестве их атрибутов фиксировались пол и факт совместной учебы в начальной школе.

В табл. 1 и 2 представлены спецификации моделей SAOM и STERGM и значения соответствующих параметров.

Т. Снайдерс с соавторами [Snijders, Bunt, Steglich, 2010], описывая пример спецификации, отмечают, что связи и взаимность являются основными эффектами, изначально включаемыми в любую модель. Из результатов моделирования, представленных в табл. 1, видно, что для системы характерно образование взаимных связей.

Включение триадных эффектов (транзитивные триады, транзитивность и 3-циклы) было обусловлено особенностями социальной системы: на основании многочисленных эмпирических наблюдений установлено, что внутри школьных классов существует большое число групп из трех человек, разных по композиции. Комбинация триадных эффектов (транзитивные триады и транзитивность) положительны и значимы, 3-циклы отрицательны и значимы) свидетельствует о локальной иерархии внутри системы.



В школьных классах наблюдается выраженная сегрегация по половому признаку. На обсуждаемых данных мы также видим склонность школьников формировать связи с одноклассниками своего пола. При этом мальчики оказываются более активными в социальной сети: пол эго (мужской) положителен и значим.

Дополнительно в модель был включен диадный эффект, отражающий факт совместной учебы в начальной школе. Мы видим, что он положительно связан с возникновением дружбы между учащимися.

При моделировании в STERGM, как и в SAOM, мы наблюдаем положительные и значимые значения взаимности и транзитивности. Вместе со значимым и отрицательным значением параметра 3-циклов они свидетельствуют об иерархии в системе и склонности учащихся воспроизводить иерархичные связи. Что касается распада отношений, авторы отмечают меньшую вероятность исчезновения связи между двумя мальчиками по сравнению с другими вариантами дружеских отношений.

Зафиксирована значимая сегрегация по половому признаку, причем у девочек эффект гомофилии проявляется сильнее. Совместная учеба в начальной школе положительно и значимо связана с формированием дружбы.

Мы видим, что, несмотря на принципиальные различия в теоретических предпосылках и методологических основаниях, моделирование в SAOM и в STERGM дает схожие содержательные результаты.

Мы рассмотрели статистические модели для анализа динамики социальных сетей и подробно остановились на стохастических акторно-ориентированных моделях и дискретных временных экспоненциальных моделях случайных графов. Эти модели часто используются при анализе дружбы и иных типов социального взаимодействия между учащимися школ и университетов, что обусловлено как содержательно, так и методологически.

Во-первых, социальные связи учащихся, в частности дружба и взаимопомощь, оказываются важны как в период обучения, так и впоследствии. Во время обучения социальные сети могут активно участвовать в передаче различных типов поведения и в формировании академических достижений. Положение в социальных сетях во время обучения также может быть связано с достижениями на рынке труда после окончания учебного заведения. Описанные в работе модели для анализа динамических сетей позволяют оценить их роль в формировании достижений индивидов, а также изучить процесс их формирования и распада.

Во-вторых, небольшие группы учащихся и низкая мобильность школьников и студентов в течение длительных периодов времени позволяют собирать достаточные для анализа объемы данных. Исследователи образования обладают преимуществом

5. Заключение



по сравнению с учеными, работающими в других областях, где размеры выборки и ее границы менее определены, — они имеют возможность использовать современные методы анализа, такие как модели для анализа динамических социальных сетей.

Среди наиболее актуальных тем в данной области исследований можно выделить изучение взаимодействий студентов в различных средах. Очевидно, что социальные сети школьников и студентов — это не только связи, возникающие в учебном классе или группе. Сверстники вне школы или университета также могут оказывать значительное влияние на их поведение и достижения. Одна из сред, чье воздействие испытывают на себе учащиеся, — это онлайн-пространство. Студенты и школьники широко используют социальные онлайн-сети как для личной коммуникации, так и для обмена информацией по учебе. Работы, в которых бы рассматривалось одновременное влияние онлайн-сетей и реальных сетей на поведение и достижения учащихся, пока практически отсутствуют. Большой интерес как с содержательной, так и с методологической точки зрения представляет изучение коэволюции этих сетей и их сочетанного воздействия на поведение учащихся.

Литература

1. Валеева Д. Р., Польшин О. В., Юдкевич М. М. (2013) Связи дружбы и помощи при обучении в университете // Вопросы образования. № 4. С. 70–84.
2. Иванюшина В. А., Александров Д. А. (2013) Антишкольная культура и социальные сети // Вопросы образования. № 2. С. 233–251.
3. Креховец Е. В., Польшин О. В. (2013) Социальные сети студентов: факторы формирования и влияние на учебу // Вопросы образования. № 4. С. 127–144.
4. Титкова В. В., Иванюшина В. А., Александров Д. А. (2013) Популярность школьников и образовательная среда школы // Вопросы образования. № 4. С. 145–167.
5. Baerveldt C., Völker B., Rossem R. van (2008) Revisiting Selection and Influence: An Inquiry into the Friendship Networks of High School Students and Their Association with Delinquency // Canadian Journal of Criminology and Criminal Justice. Vol. 50. No 5. P. 559–587.
6. Barabási A. L., Albert R. (1999) Emergence of Scaling in Random Networks // Science. Vol. 286. No 5439. P. 509–512.
7. Berger C., Dijkstra J. K. (2013) Competition, Envy, or Snobbism? How Popularity and Friendships Shape Antipathy Networks of Adolescents // Journal of Research on Adolescence. Vol. 23. No 3. P. 586–595.
8. Bunt G. G., Duijn M. A. J. van, Snijders T. A. B. (1999) Friendship Networks Through Time: An Actor-Oriented Dynamic Statistical Network Model // Computational and Mathematical Organization Theory. Vol. 5. No 2. P. 167–192.
9. Flashman J. (2011) Academic Achievement and Its Impact on Friend Dynamics // Sociology of Education. Vol. 85. No 1. P. 61–80.
10. Holland P. W., Leinhardt S. (1981) An Exponential Family of Probability Distributions for Directed Graphs // Journal of the American Statistical Association. Vol. 76. No 373. P. 33–50.



11. Krivitsky P. N., Handcock M. S. (2014) A Separable Model for Dynamic Networks // Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology). Vol. 76. No 1. P. 29–46.
12. Lomi A., Snijders T. A., Steglich C. E., 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. 2011. Vol. 40. No 6. P. 1506–1520.
13. Mercken L. Snijders T. A., Steglich C., Vartiainen E., De Vries H. (2010) Dynamics of Adolescent Friendship Networks and Smoking Behavior // Social Networks. Vol. 32. No 1. P. 72–81.
14. Robins G. (2013) A Tutorial on Methods for the Modeling and Analysis of Social Network Data // Journal of Mathematical Psychology. Vol. 57. No 6. P. 261–274.
15. Robins G. Pattison P., Kalish Y., Lusher D. (2007) An Introduction to Exponential Random Graph (p^*) Models for Social Networks // Social Networks. Vol. 29. No 2. P. 173–191.
16. Snijders T. A. B., Pattison P. E., Robins G. L., Handcock M. S. (2006) New Specifications for Exponential Random Graph Models // Sociological Methodology. Vol. 36. No 1. P. 99–153.
17. Snijders T. A. B., Bunt G. G., Steglich C. E. G. (2010) Introduction to Stochastic Actor-Based Models for Network Dynamics // Social Networks. Vol. 32. No 1. P. 44–60.

Statistical Models for Analysis of Social Network Dynamics in Educational Studies

Authors **Sofia Dokuka**

Candidate of Sciences in Sociology, Junior Researcher, Center for Institutional Studies, National Research University—Higher School of Economics. Email: sdokuka@hse.ru

Diliara Valeeva

Junior Researcher, Center for Institutional Studies, National Research University—Higher School of Economics. E-mail: dvaleeva@hse.ru

Address: 24 Myasnitskaya str., 101000, Moscow, Russian Federation.

Abstract Research on co-evolution of networks and behavior became possible with the emergence of student performance and behavior dynamic data collection and storage tools, as well as with the development of new social network analysis methods. Dynamic network analysis answers the question, how specific forms of student behavior, like bad habits, develop and propagate. It is also helpful in following how school or university students enter into friendship or antagonism with each other, as well as in assessing the impact social relations have on academic performance. The paper gives a review of the two key methods used for empirical analysis of social network dynamics. Stochastic Actor-Oriented Models (SAOM) represent one of the most elaborated techniques of social network dynamics investigation. This approach regards the present state of a network as dependable on its preceding state uniquely. Network evolution appears to be continuous, not discrete, so that a structural macro change is, in fact, a multitude of micro changes. Instead of dealing with structure of the network and prerequisites for its development, the SAOM model studies the processes underlying any changes recorded. Separable Temporal Exponential Random Graph Models (STERGM) are an alternative approach towards research on social network dynamics. In this case, the social network observed is a materialization of one of possible networks with predetermined characteristics. Any network develops in the result of a stochastic process, and the research should be aimed at discovering what forces this process is driven by. Comparison of an empirically discovered network with networks of similar size reveals structural features of the network and characteristics of actors who influenced the process of its establishment. In this paper, we also give an example of how both models can be used with the same set of data.

Keywords social networks, statistical-dynamical models, Separable Temporal Exponential Random Graph Models, Stochastic Actor-Oriented Models, academic performance, deviant behavior.

References Baerveldt C., Völker B., Rossem R. van (2008) Revisiting Selection and Influence: An Inquiry into the Friendship Networks of High School Students and Their Association with Delinquency. *Canadian Journal of Criminology and Criminal Justice*, vol. 50, no 5, pp. 559–587.
Barabási A. L., Albert R. (1999) Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, vol. 286, no 5439, pp. 509–512.
Berger C., Dijkstra J. K. (2013) Competition, Envy, or Snobbism? How Popularity and Friendships Shape Antipathy Networks of Adolescents. *Journal of Research on Adolescence*, vol. 23, no 3, pp. 586–595.

- Bunt G. G., Duijn M. A. J. van, Snijders T. A. B. (1999) Friendship Networks Through Time: An Actor-Oriented Dynamic Statistical Network Model. *Computational and Mathematical Organization Theory*, vol. 5, no 2, pp. 167–192.
- Flashman J. (2011) Academic Achievement and Its Impact on Friend Dynamics. *Sociology of Education*, vol. 85, no 1, pp. 61–80.
- Holland P. W., Leinhardt S. (1981) An Exponential Family of Probability Distributions for Directed Graphs. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 76, no 373, pp. 33–50.
- Ivaniushina V., Alexandrov D. (2013) Antishkolnaya kultura i sotsialnye seti [Anti-School Culture and Social Networks]. *Voprosy obrazovaniya*, no 2, pp. 233–251.
- Krekhovets Y., Poldin O. (2013) Sotsialnye seti studentov: faktory formirovaniya i vliyaniye na uchyobu [Student Social Networks: Factors of Evolution and Effects on Academic Performance]. *Voprosy obrazovaniya*, no 4, pp. 127–144.
- Krivitsky P. N., Handcock M. S. (2014) A Separable Model for Dynamic Networks. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, vol. 76, no 1, pp. 29–46.
- Lomi A., Snijders T. A., Steglich C. E., 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.
- Mercken L., Snijders T. A., Steglich C., Vartiainen E., De Vries H. (2010) Dynamics of Adolescent Friendship Networks and Smoking Behavior. *Social Networks*, vol. 32, no 1, pp. 72–81.
- Robins G. (2013) A Tutorial on Methods for the Modeling and Analysis of Social Network Data. *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 57, no 6, pp. 261–274.
- Robins G., Pattison P., Kalish Y., Lusher D. (2007) An Introduction to Exponential Random Graph (p^*) Models for Social Networks. *Social Networks*, vol. 29, no 2, pp. 173–191.
- Snijders T. A. B., Pattison P. E., Robins G. L., Handcock M. S. (2006) New Specifications for Exponential Random Graph Models. *Sociological Methodology*, vol. 36, no 1, pp. 99–153.
- Snijders T. A. B., 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.
- Titkova V., Ivaniushina V., Alexandrov D. (2013) Populyarnost shkolnikov i obrazovatel'naya sreda shkoly [Student Popularity and School Learning Environment]. *Voprosy obrazovaniya*, no 4, pp. 145–167.
- Valeeva D., Poldin O., Yudkevich M. (2013) Svyazi druzhby i pomoshchi pri obuchenii v universitete [Correlation between Friendship and Mutual Assistance among University Students]. *Voprosy obrazovaniya*, no 4, pp. 70–84.