

УЧРЕЖДЕНИЕ ОБРАЗОВАНИЯ
«Белорусский государственный педагогический университет
имени Максима Танка»

Факультет психологии

Кафедра социальной психологии

СОГЛАСОВАНО
Заведующий кафедрой
от 28 марта 2013 г.

СОГЛАСОВАНО
Декан факультета
от 28 марта 2013 г.

Регистрационный № УМ 34-01-086 2013

УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКИЙ КОМПЛЕКС ПО УЧЕБНОЙ ДИСЦИПЛИНЕ

Анализ социальных сетей

для специальности 1-23 01 04 Психология со
специализацией 1-23 01 04 02 Социальная психология

Составитель:
Сергей Викентьевич Сивуха – доцент кафедры социальной психологии УО
«Белорусский государственный педагогический университет им. Максима
Танка», кандидат психологических наук, доцент

Рассмотрено и утверждено
на заседании Совета БГПУ от 28 марта 2013 г.
протокол № 7

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

Актуальность дисциплины обусловлена относительно новым и необычным акцентом на реляционные характеристики акторов (связи между ними), тогда как практически вся психологическая наука ориентирована на изучение свойств этих акторов (индивидуов и групп). Анализ социальных сетей позволяет выйти за пределы индивидуальных атрибутов и объяснить поведение в социальном контексте – через отношения между индивидами и другими субъектами. Социальные сети продуктивно используются в новых направлениях социологии (теория социального капитала), здравоохранения (диффузия инфекционных заболеваний), организационной науки (коалиции работников, структурные дыры лидеров), компьютерных наук (сеть Интернет и Всемирная паутина) и психологии (диффузия практик, психология здоровья, социальная поддержка). Понятие социальной сети используется в традиционном смысле, появившемся в 1950-1970-х гг (множество акторов и реальных связей между ними), а не в смысле сетевых сайтов (Twitter, Facebook и др.).

Учебно-методический комплекс (УМК) по дисциплине «Анализ социальных сетей» предназначен для студентов специальности 1-23 01 04 Психология со специализацией 1-23 01 04 02 Социальная психология. УМК призван частично восполнить отсутствие учебных и методических пособий на русском языке. Он включает в основном лекционные материалы, список источников, а также список вопросов для текущего и итогового контроля знаний. Краткие перечни вопросов для семинарских занятий приведены в программе (вспомогательный раздел).

Многие литературные источники сопровождаются ссылками на Интернет; отдельные статьи и фрагменты книг, используемые на семинарских занятиях, переведены на русский язык и передаются студентам в электронной форме. Книги и статьи, приведенные в списке литературы и недоступные в интернете, есть у автора УМК и могут быть предоставлены студентам по запросу.

Цель учебной дисциплины состоит в том, чтобы сформировать у студентов основные знания и умения, необходимые для работы с данными о связях или отношениях между социальными акторами. Возможности методов социальных сетей представлены в рекомендованной литературе и демонстрируются на занятиях в мультимедийных презентациях. Успешное усвоение методов преобразования и анализа социальных сетей предполагает практику в доступных программах (UCINET, Rajeck, Gephi, Visone, NetLogo и др.). Руководство по свободно доступной программе Gephi будет готово к 2013-2014 у.г. Эта программа планируется как основное учебное средство, поскольку она имеет русскоязычный интерфейс.

ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ РАЗДЕЛ

ТЕМА 1. ВВЕДЕНИЕ В АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ (ACC)¹

История исследования социальных сетей

Социальные процессы, такие как власть и влияние, принадлежность к формальным организациям и неформальным группам, распространение слухов и инноваций, социальное познание и принятие групповых решений, цитирование и научное заимствование, непосредственное общение и коммуникации, опосредованные техническими средствами, родство и свойство, социальная поддержка и обмен материальными ресурсами – все эти процессы невозможны без установления и поддержания связей между социальными акторами.

Социальная сеть – множество акторов (социальных объектов) и определенное на нем множество отношений. Историю научных исследований социальных сетей принято отсчитывать с 30-х гг. XX в., когда Я. Морено опубликовал серию работ по социометрии. Выступление Я. Морено на медицинской конференции в 1933 г. было с восторгом описано в «Нью-Йорк Таймс», а после выхода книги «Кто выживет?» (1934) и учреждения журнала «Социометрия» («Sociometry», 1937, сейчас выходит под названием «Ежеквартальный социальной психологии», «Social Psychology Quarterly») подход терминология и методы Я. Морено надолго стали нормативными в социальных науках. Эта традиция довольно хорошо представлена в учебных курсах, читаемых в БГПУ.

Идеи изучения связей между людьми высказывались и использовались в практических исследованиях намного раньше Дж. Морено. Метафора социальной ткани или паутины отношений использовалась социальными философами XIX и XX вв. (напр., Г. Зиммелем). Интуитивные рассуждения о социальной структуре можно встретить в «Принципах социологии» Г. Спенсера (1875). Английский социальный антрополог А. Радклиф-Браун пришел к идеи социальной структуры как упорядоченного объединения частей в целое, устойчивого паттерна отношений между людьми в исследованиях, проводившихся им в Африке, Азии и Австралии. Свою теорию структурного функционализма А. Радклиф-Браун пропагандировал в лекциях, читавшихся в разных странах мира.

Л. Фриман [62] приводит информацию о шести домореновских публикациях с использованием «социометрии», в том числе статьи Дж. Альмака (1922), Б. Уэлман (1926), Е. Чевалевой-Яновской (1927) и др.

Первоначально интерес исследователей ограничивался связями между индивидами в малых группах. В 50-е гг. работы английских антропологов Дж. Барнеса и Э. Ботт привлекли внимание к более сложным социальным феноменам, связанным с принадлежностью к социальным сетям. С. Надель выступил за то, чтобы единицами социальной структуры считать не

¹ По материалам [23, 25, 28].

индивидуов, а социальные позиции, статусы, роли, группы и институты. Это требование обосновывалось тем, что введение или удаление одного или нескольких человек не меняет устойчивых связей между группами. Сейчас изучают акторов, принадлежащих к разным уровням социальной организации: индивидов, семьи, формальные и неформальные группы, организации и их структурные подразделения, социальные институты, поселения и регионы, локальные рынки, государства. Эта ранняя традиция исследований изложена в учебнике Г.В. Градосельской [1].

Под отношением понимают совокупность связей определенного типа между акторами, например, аффективных оценок (симпатий и антипатий), физических контактов, родства, сотрудничества, членства в группах, цитирования, коммуникации и передачи ресурсов. Связи могут быть направленными и ненаправленными, неозначенными и означенными, дихотомическими и количественными (взвешенными), сильными и слабыми, единичными и множественными. Так, в знаменитом исследовании Р. Бейлса психологи наблюдали через односторонне проницаемое стекло за тем, как разворачиваются во времени спонтанные взаимодействия незнакомых между собой испытуемых. Эти взаимодействия относились к одной из шести биполярных категорий (проявляет солидарность – антагонизм, соглашается – не соглашается и т.д.). Другими важными понятиями являются диада (пара акторов с определенными на ней связями), триада и подгруппа. Во многих случаях АСС может сводиться к декомпозиции сети на эти составляющие.

С самого начала АСС был междисциплинарным мероприятием и объединял усилия психологов, социологов, специалистов по коммуникациям, антропологов, математиков и статистиков. В 1978 г. образована Международная ассоциация специалистов по анализу социальных сетей (INSNA), учрежден журнал «Social Networks». В Интернете доступны другие издания по А. с. с. – электронные журналы «Connections» и «Journal of Social Structure». Методология исследования сетей оказывает существенное влияние на компьютерные науки, менеджмент, социальную медицину, молекулярную биологию.

К преимуществам АСС можно причислить следующее. Во-первых, все его методы приорированы для работы с реляционными данными – данными об отношениях между акторами. Другие подходы в социальных науках ориентированы на анализ атрибутивных данных. В традиционных атрибутивных методах делается важное предположение о независимости наблюдений. Их нельзя использовать для исследования взаимодействий, поскольку последние порождают взаимное сходство и зависимость. Это означает принципиальную недостаточность традиционных количественных методов для исследования социального, ведь «событие или процесс представляют собой социальный феномен именно потому, что индивидуальные действия взаимосвязаны» [79, р. 192].

Атрибутивные модели атомизируют индивида, рассматривая его либо как рационально действующего и автономного актора («недостаточно социализированный» взгляд), либо как актора, жестко следующего

усвоенным нормам и ценностям («сверхсоциализированный» взгляд). АСС уникalen тем, что позволяет операционализировать теоретический принцип социальной «укорененности» акторов [1] – погруженности индивидов в непосредственный социальный контекст, в системы продолжительных социальных отношений (социальные сети).

Во-вторых, методы АСС позволяют идентифицировать особые целостности – структуры связей, повторяющиеся, неслучайные паттерны отношений. Вместо редукции к произвольным, пусть и важным, аспектам взаимодействий, типичной для других методологий, АСС выделяет устойчивые «узоры» связей и отношений на нескольких уровнях: индивидуальном (центральность актора, или его положение в сети), локальном (ближайшая окрестность), групповом (сплоченные подгруппы), сетевом (глобальные структурные паттерны) [46]. В последние годы разработаны модели эволюции социальных сетей, а также модели, связывающие локальные и глобальные структурные свойства. Тем самым понятие структуры приобретает сложность и гибкость, несвойственную другим формализованным концепциям. С позиций современного АСС структуры отношений эмерджентны, они возникают вследствие локальных и глобальных социальных процессов [70].

В-третьих, АСС обладает богатыми средствами графического представления связей. Визуализация не только репрезентирует реальность, она выступает в качестве мощного аналитического средства, обнаруживая структурные свойства и делая невидимое видимым. Часть этих методов является общей для количественного анализа, например, многомерное шкалирование и декомпозиция сингулярной матрицы [61], другие используют аналогии между графиками и физическими системами, например, минимизируют потенциальную энергию или оптимизируют напряжения между вершинами графа (подробное обсуждение достоинств и недостатков двух упомянутых подходов можно найти в [52]). Эксплораторные процедуры позволяют отражать в графическом виде полученную ранее информацию об атрибутивных и структурных свойствах акторов и тем самым становятся мощной аналитической техникой [43].

С. Вассерман и Ф. Паттисон условно выделяют три поколения в АСС. Основными темами исследований первого поколения (до 70-х гг.) были квантификация положения индивида в группе; анализ сплоченных подгрупп; структурный анализ сбалансированных диадических и триадических отношений; идентификация позиций – структурно неразличимых подгрупп, т. е. индивидов, имеющих одинаковые закономерности связей с другими. Хотя попытка статистического исследования связей в социоматрице было предпринято уже Морено и Дженнингс (1939), развитие статистических методов сдерживалось тем обстоятельством, что связи между парами акторов в социальной сети не являются взаимно независимыми, и по этой причине использование традиционных формул для расчета стандартных ошибок, необходимых для проверки статистических гипотез, неправомерно. Второе поколение зародилось в 70-х гг. с разработки П. Холландом, С. Линардом и

другими статистических моделей, параметрически оценивающих вероятности отношений в небольших группах. Эти модели строились на предположениях о независимости диадических связей. Третье поколение моделей появилось на свет в конце 80-х – начале 90-х годов и основывалось на идеи марковских случайных графов. Эти наиболее общие модели свободны от предположения о независимости диад и позволяют проверять статистические гипотезы о сплоченных подгруппах, транзитивных триадах, взаимосвязанных диадах, о влиянии индивидуальных характеристик на групповую структуру.

Измерение социальных сетей

Информация об отношениях между акторами может быть получена из разных источников: из данных обычного социологического опроса, социометрического опроса, из материалов наблюдения, официальных документов, архивных данных, дневников, технической регистрации взаимодействия (например, в службах электронной почты). Анализу могут быть подвергнуты данные о наличии связей между акторами, о силе, частоте, знаке, направлении, длительности и временном порядке этих связей, о совместном участии акторов в одних мероприятиях.

По принципу организации акторов выделяют социоцентрические (полные), эгоцентрические и открытые сети. Первые хорошо известны в социологии, психологии и организационных науках и отражают зиммельевскую традицию исследования сообществ, имеющих естественные границы. Примерами служат организации и их подразделения. Эгоцентрические сети (эго- или личные сети) организованы вокруг центрального индивида, или эго. Идея личных сетей получила развитие в работах британских антропологов Дж. Барнса, Э. Ботт и К. Митчела, которые увидели в них средство изучения естественных и неформальных социальных организованностей. Критериями связей в эго-сети могут быть родственные и дружеские отношения, знакомства, источники информационной или эмоциональной поддержки. В открытых сетях границы отсутствуют, а акторы трудно исчислимые; измерение продолжается до тех пор, пока представляющее интерес сообщество не будет исчерпано, охвачено с разумной полнотой, или у исследователя закончатся ресурсы. В качестве примеров можно назвать финансовую или политическую элиты страны, экономические связи между организациями, Интернет-сообщества, сети наркоманов или ВИЧ-инфицированных индивидов.

Различие упомянутых типов сетей имеет ключевое значение для выбора процедур получения информации, оценки ее валидности, а также для выбора уместных методов анализа данных. Тем не менее, во многих случаях различия между ними условны, а границы полной сети – проницаемы или неясны.

Предположим, мы хотим изучить достаточно большую сеть, например, связи между маркетинговыми исследователями Минска. Первая, позиционная, стратегия – составить полный список маркетинговых агентств

и список сотрудников в каждом из них. Проблема границ здесь проявляется в том, что в список агентств могут не попасть небольшие группы или отдельные исследователи, работающие в непрофильных организациях. Напротив, формальный список сотрудников может включать специалистов в других областях знания или обслуживающий персонал. Кроме того, этот способ требует серьезной подготовительной работы по переписи агентств и сотрудников.

Другая стратегия (событийная) ограничивает исследование участниками некоторого «события», например, конференции маркетологов. Хотя критерий отбора ясен и недвусмыслен, речь идет в лучшем случае о смещенной выборке из генеральной совокупности. Третья стратегия основана на изучении эго-сетей. Отбирают некоторое количество акторов, например, участников конференции, и задают вопросы о том, с кем из коллег они поддерживают связи, и с кем связаны коллеги, перечисленные на предыдущем шаге. Полную сеть можно реконструировать, собрав информацию о заметной доле эго-сетей входящих в нее индивидов. Четвертая стратегия (расширенный отбор) состоит в том, чтобы задавать вопросы об отношениях с коллегами членам первоначально сконструированной выборки, и добавлять в сеть тех, кого назвали, скажем, не менее трех специалистов. Наконец, мы можем использовать метод «случайного маршрута»: случайным образом отобрать несколько маркетологов и опросить их о профессиональных контактах; из названных ими коллег случайно выбрать следующих респондентов и попросить их назвать свои профессиональные контакты и т.д. Первые две стратегии выстраивают полные сети с произвольными границами. Третий метод связывает личные и полные сети. Две последних стратегии реконструируют открытые сети.

Для построения полных сетей используются различные варианты социометрической процедуры. Респондентам предъявляют список членов организации и просят указать тех, с кем они связаны определенными отношениями. В больших группах используется свободное припоминание контактов, однако ошибки, вызванные забыванием, могут быть довольно заметными [45].

Процедура реконструкции эго-сетей включает два шага – «генератор имен» и «интерпретатор имен» [67]. На первом шаге исследователи строят список участников эго-сети, на втором получают информацию о связях между участниками, а также о релевантных характеристиках участников. Наибольшие процедурные и методические различия касаются первого шага. Критериями генерирования имен управляет исследователь. Например, респондента просят назвать людей, которые помогли ему или ей найти работу, с ком он или она живет по соседству, вместе работает, связан или связана дружескими отношениями и т. д. Наиболее объемлющий критерий – назвать всех, кого респондент знает, «кого он может узнать в лицо или по имени, кто может узнат его в лицо или по имени, тех, с кем он может

вступить в контакт, если это потребуется» [69]. Валидность измерения повышается, если используются несколько разных критериев.

Другой метод перечисления участников личной сети («генератор позиций») основан на измерении их профессионального положения [65]. Респонденты указывают, есть ли среди их знакомых врачи, юристы, строители, полицейские, секретари. Список позиций представляет собой репрезентативную выборку из генеральной совокупности профессий. Предполагается, что разнообразные знакомства обеспечивают индивида важными и уникальными ресурсами. Голландские исследователи [87] разработали для измерения индивидуального социального капитала «генератор ресурсов». Респонденты называют тех знакомых и друзей, кто имеет автомобиль, знает иностранные языки, может дать рекомендацию для желаемого места работы, дать денег в долг и т. д. В отличие от генератора имен, эта методика легка в применении и измеряет реальный доступ к ресурсам. Обе процедуры генерируют безличные, но высоко инструментальные сети.

При измерении отношений между акторами с помощью опросных методов следует иметь в виду, что рейтинговые оценки тесноты связей (например, по пятибалльной шкале) более надежны и валидны, чем дихотомические (присутствие либо отсутствие связи) оценки или ранжирование акторов [67, р.11]. Среди причин снижения валидности измерения отношений в полной сети – неверное определение границ и устанавливаемое исследователями ограничение на количество возможных выборов (последняя ошибка подкреплена авторитетом Я. Морено).

Серьезной проблемой для описательного и особенно для статистического анализа социальных сетей является неполнота измерения отношений между акторами. Удовлетворительного решения эта проблема в АСС не получила. Методы оценки случайности отсутствующих данных и их реконструкции, аналогичные статистическим методам для нереляционных данных, не разработаны. В случае, когда отсутствие информации о связях обусловлено отказом индивидов от участия в исследовании, данные обычно воссоздаются по ответам других участников сети [67]. Этот прием позволяет восстановить лишь часть отсутствующих данных.

Таким образом, источниками данных о сетях могут быть [73, 81, 89]:

- Сплошной опрос (классическая социометрия)
- Выборочный опрос информантов
- Наблюдение (Хоторнский эксперимент)
- Официальные данные (торговые связи)
- Следы электронной почты
- Дневники, записные книжки (см. [1]) и др.

ТЕМА 2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ РЕПРЕЗЕНТАЦИЯ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Некоторые понятия теории графов

Введем некоторые элементарные понятия теории графов, ограничившись одним бинарным отношением между акторами (см. [8, 17, 31]).

Граф G – это множество вершин V и связей L между вершинами: $G = \langle V, L \rangle$. Связи между вершинами могут быть ненаправленными (ребра) и направленными (дуги). Граф с заданными на нем дугами называется ориентированным, или орграфом. Пример орграфа изображен на рис. 1.

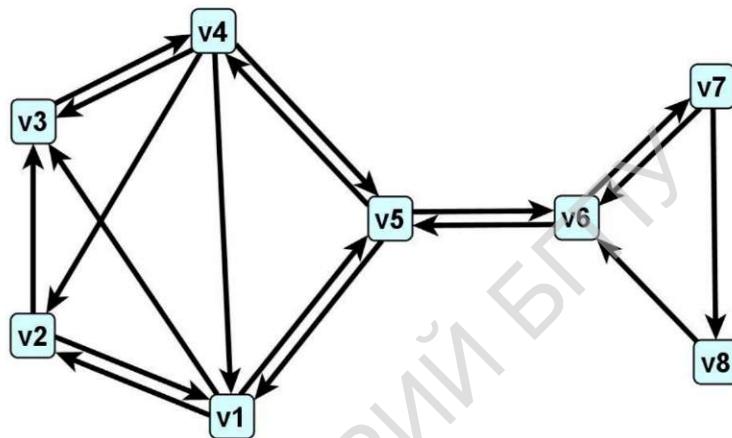


Рис. 1. Орграф с восемью вершинами

Ребро, соединенное с вершиной, называют инцидентным ей. Вершины, соединенные ребром, являются смежными. Степенью вершины называется число ребер, инцидентных ей. Степень вершины v_i обозначается $d(v_i)$, от английского *degree*. Исходящей степенью вершины, $d_{out}(v_i)$, называется число дуг, исходящих из нее. Заходящая (или входящая) степень вершины, $d_{in}(v_i)$, равна числу заходящих в нее дуг. Например, исходящая степень вершины v_3 на рис. 1 равна 1, заходящая степень – 3.

Последовательность вершин (v_1, \dots, v_k) , соединенных ребрами $l_i = (v_i, v_{i+1}) \in L$, $i=1, \dots, k-1$, называется маршрутом. Если в маршруте ребра не повторяются, он называется цепью. Примером цепи является последовательность вершин $(v_5, v_1, v_4, v_5, v_6)$. Простой называется цепь, в которой не повторяется ни одна из вершин и, следовательно, ни одно из ребер. Число ребер цепи (v_i, \dots, v_j) называется ее длиной. Длина самой короткой простой цепи, связывающей вершины v_i и v_i , называется расстоянием $d(i,j)$ между вершинами v_i и v_i (без учета направления связей).

Последовательность вершин (v_1, \dots, v_k) , соединенных дугами $l_i = (v_i, v_{i+1}) \in L$, $i=1, \dots, k-1$, как и в графе, называется маршрутом (здесь направление связей существенно). Маршрут с неповторяющимися дугами называется путем. В простом пути ни одна из вершин и ни одна из дуг не повторяются. Число дуг, составляющих путь (v_i, \dots, v_j) , называется длиной пути. Длину самого короткого пути, связывающего две вершины, называют

расстоянием (геодезическим расстоянием) между этими вершинами. Расстояние между вершинами v_4 и v_1 равно 1, а между и v_1 и $v_4 - 2$.

Орграф, в котором из каждой вершины существует путь к любой другой вершине, называется *сильно связным* (путешествовать по графу можно лишь по направлению дуг). Орграф, в котором из каждой вершины существует цепь к любой другой вершине, называется слабо связным (можно путешествовать против направления дуг). Граф или орграф, в котором есть вершины, недостигимые из других вершин, является несвязным, а эти вершины изолированными. Вершина, связанные лишь с одной вершиной графа, называется висячей.

Плотность графа Δ (дельта) есть отношение наличных связей (ребер и дуг) к потенциально возможным. Для графа $\Delta = 2l/n(n-1)$, для орграфа $\Delta = l/n(n-1)$, где l – количество ребер (дуг), а n – количество вершин в графе.

Социальные сети можно также представить с помощью матриц смежности, или «социоматриц» (см. табл.1). Элемент социоматрицы на пересечении i -й строки и j -го столбца указывает на наличие ($x_{ij} = 1$) или отсутствие ($x_{ij} = 0$) связи от i -го актора к j -му. Социоматрица графа симметрична. В большинстве социальных сетей вершины не имеют петель, т.е. связей от вершины к самой себе, поэтому главная диагональ социоматрицы содержит нули.

Таблица 1

Социоматрица для орграфа с восемью вершинами

	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7	v_8	Σ
v_1	0	1	1	0	1	0	0	0	3
v_2	1	0	1	0	0	0	0	0	2
v_3	0	0	0	1	0	0	0	0	1
v_4	1	1	1	0	1	0	0	0	4
v_5	1	0	0	1	0	1	0	0	3
v_6	0	0	0	0	1	0	1	0	2
v_7	0	0	0	0	0	1	0	1	2
v_8	0	0	0	0	0	1	0	0	1
Σ	3	2	3	2	3	3	1	1	18

Программы для анализа социальных сетей

Программы для анализа социальных сетей довольно много. Многие свободно доступны через Интернет или условно свободны (предлагаются для пробного использования). Вероятно, самыми большими возможностями обладает R – свободная программная среда, состоящая из примерно 3000 статистических программ, в том числе для самого продвинутого анализа социальных сетей. К сожалению, работа в среде R предполагает минимальное знание командного языка. Среди постоянно обновляемых бесплатных программ Visone, Pajek и Gephi, которые рекомендуются для выполнения заданий курса.

До недавних пор самой полным и одновременно простым инструментом для анализа социальных сетей была коммерческая программа (для студентов цена составляет 40 долларов США). Ее можно загрузить с сайта <https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/downloads>, и она будет работать 60 дней в пробном режиме (без оплаты). До недавних пор UCINET был предназначен для работы с относительно небольшими сетями. Современные версии могут анализировать сети размером около 2 млн. вершин, хотя многие методы анализа работают медленно на сетях уже с тысячами вершин. Программа появилась раньше многих современных средств. Ее популярность связана с тем, что она используется в учебных курсах университетов мира; включает все классические методы анализа, описанные в учебниках; имеет простую и интуитивно понятную систему ввода данных; включает десятки сетей, описанных в литературе и т.д. Начальное руководство по работе с этой программой помещено в Практическом разделе.

Компания Analytech, которая создала и распространяет UCINET, предлагает также NetDraw, свободную программу для визуализации данных, EgoNet, и программу для анализа эго-сетей: <http://sourceforge.net/projects/egonet/>.

В 2013-2014 у.г. в качестве основного аналитического инструмента предполагается Gephi, свободная программа с русскоязычным интерфейсом. Руководство к этой программе переводится на русский язык.

ТЕМА 3. ГЛОБАЛЬНЫЕ И ЛОКАЛЬНЫЕ СВОЙСТВА СЕТИ

Центральность

Обсуждение центральности основано на классической работе Л. Фримана [56] и серии недавних публикаций С. Боргатти [41, 40].

Идея центральности или «важности» вершин в графе начала разрабатываться на заре анализа социальных сетей. Ее истоки можно усмотреть в мореновском понятии «звезды» – члена группы, чаще других выбираемого по социометрическим критериям [15]. В конце 1940-х годов в Массачусетском технологическом институте А. Бейвелас и Г. Ливит провели эксперимент, посвященный эффективности внутригрупповых коммуникаций (результаты этих исследований излагаются во многих учебниках по социальной психологии). Испытуемые работали в группах по пять человек. Участники эксперимента были отделены друг от друга перегородками и могли лишь передавать друг другу записки через отверстия, прорезанные в перегородках. Каждый испытуемый получал карточку с пятью символами, и лишь один символ был общим для всех участников. Задача состояла в том, чтобы определить этот символ за минимальное количество коммуникативных ходов. В классическом эксперименте использовалось четыре конфигурации: «цепь», «игрек», «колесо» (крест, напоминающий колесо из-за радиальных связей – «спиц») и «круг» (рис. 2). Исследование показало, что задача решалась быстрее в конфигурации «крест» (хотя удовлетворенность участников была максимальной в конфигурации «круг»). Это положило начало многочисленным исследованиям роли центрального участника.

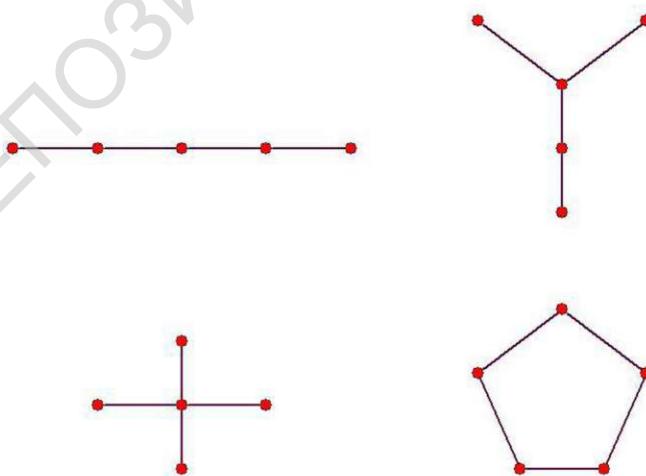


Рис. 2. Конфигурации коммуникаций в эксперименте Бейвеласа и Ливита

В этих экспериментах «центральность» выступала в метафорическом качестве – как «заметность», «важность», «значимость», «влиятельность». Само понятие у Бейвеласа и его коллег не получило ясного определения и потому не поддавалось операционализации и точному измерению. Кроме того, как отмечает Л. Фриман, в исследованиях 1940-1970-х гг. смешивались позиционные и структурные эффекты центральности: первые касаются

влияния «центральности точки безотносительно к структуре, в которую она встроена», вторые наблюдаются тогда, когда результат групповой работы предсказывается «по централизации самой структуры, безотносительно к центральности точек в этой структуре» [57, р.122].

Советская и постсоветская традиция исследований центральности заложена работами Я.Л. Коломинского в 1960-х гг (см. [10]). Фактически это было развитием идей Дж. Морено. И Коломинский и другие советские социометристы (И.П. Волков, Ю.А. Орн) разрабатывали простейшие индексы, основанные на понятии степени.

В исследованиях центральности наблюдается большая терминологическая путаница. В частности, понятие центральности используется для описания положения вершин в графах (ненаправленных сетях) и для характеристики исходящих связей в орграфе. Для характеристики заходящих связей в орграфах часто используют понятие престижа (см. [89, ch. 5]). В этом случае центральность и престиж становятся асимметричными понятиями. В орграфах показатели интенсивности исходящих связей могут называться центральностью, влиянием, экспансивностью, а меры интенсивности получаемых связей – центральностью захода, престижем, статусом или рангом. В данном тексте используются понятия *центральности* (для вершин графа), *заходящей центральности* и *исходящей центральности* (для заходящих и исходящих связей в орграфе, соответственно).

Единого формального подхода к центральности долгое время разработать не удавалось. Сейчас насчитывается более 25 индексов, измеряющих важность вершины (актора). Единственное, в чем соглашались исследователи, – что центральность является характеристикой положения вершины в графе. В 1966 г. Г. Сабидусси (Sabidussi) сформулировал строгий математический критерий центральности: это такая характеристика вершины, значение которой увеличивается при добавлении к ней новых связей. Однако этот критерий исключает из анализа целую группу показателей посреднической роли вершин в графе (см. ниже).

Существенный импульс исследованиям важности акторов дала статья Л. Фримана [56], в которой обобщены выполненные ранее исследования, определены три меры центральности (по степени, близости и посредничеству), а также обоснованы меры групповой централизации.

Центральность по степени

Исторически первый и самый очевидный подход к измерению центральности акторов основывается на идее степени вершины. Индексы, учитывающие количество вершин, смежных с данной вершиной, просты для подсчета и интуитивно понятны. Для сопоставимости индексы обычно нормируют, т.е. делят на максимальное количество связей ($n-1$):

$$C_D(v_i) = \frac{d(v_i)}{n-1}, \quad (1)$$

где $C_D(v_i)$ – центральность (по критерию) степени.

Полученные значения лежат в пределах от 0 до 1. Иногда их умножают на 100.

Формулы для заходящей и исходящей центральности по степени различаются числителями, которые содержат соответственно заходящую и исходящую степень. Эти степени получают суммированием элементов социоматрицы по столбцу (строке). Используя данные табл. 1, получаем $d_{in}(v_4) = 2$, поэтому $C_{D,in}(v_4) = 0,29$. Для центральности по степени исхода $d_{out}(v_4) = 4$ и $C_{D,out}(v_4) = 0,54$.

Индексы центральности по степени являются локальными характеристиками положения вершины в графе – они учитывают лишь непосредственных соседей, ближайшую окрестность вершины [81, ch. 5]. Это серьезное ограничение: даже все индивидуальные показатели в совокупности не могут дать ясного представления о структуре полной сети. Позже мы увидим, как метод подсчета степеней может быть обобщен на случаи, когда используются не прямые связи, а пути любой длины.

Л. Фриман интерпретирует центральность по степени как потенциал влияния актора на других участников сети.

Центральность по близости

Вторая группа показателей центральности основана на идее *близости* (closeness) данной вершины ко всем остальным вершинам графа. Еще А. Бейвелас и Г. Ливит в исследованиях коммуникативных сетей показали, что самым эффективным будет тот индивид, который быстро взаимодействует с другими непосредственно либо через небольшое число посредников. Г. Сабидуси квантифицировал эту характеристику как величину, *обратную* сумме длин самых коротких путей (geodesics) от данного индивида ко всем остальным, поскольку близость и расстояние обратно пропорциональны. Этую величину нормируют умножением на $(n-1)$. Формула имеет вид:

$$C_c(v_i) = \frac{(n-1)}{\sum_{j=1}^n d(i,j)}, \quad (2)$$

где $C_{C,out}(v_i)$ – центральность (по критерию) близости, и $i \neq j$.

Индекс принимает значение 1, если данная вершина смежна со всеми другими. Формулы для заходящей и исходящей центральности по степени имеют тот же вид, но мы суммируем заходящие и исходящие пути, соответственно.

Для иллюстрации рассчитаем сумму кратчайших расстояний от вершины v_4 к другим (см. рис.1). Поскольку существуют непосредственные связи от v_4 к v_1, v_2, v_3 и v_5 , соответствующие расстояния равны единице: $d(4,1) = d(4,2) = d(4,3) = d(4,5) = 1$. Путь от v_4 к v_6 проходит через вершину v_5 , и его длина равна 2. Длина пути (v_4, v_5, v_6, v_7) равна 3, пути $(v_4, v_5, v_6, v_7, v_8) - 4$. Сумма расстояний от v_4 до всех других вершин составляет 13. Получаем $C_{C,out}(v_4) = (8-1)/13 = 0,54$.

В табл. 2 приведены расстояния между всеми вершинами орграфа. Для практики вы можете найти показатели центральности по близости для других

вершин самостоятельно. Элементы главной диагонали матрицы расстояний при расчете центральности по близости не учитываются².

Таблица 2

	Матрица расстояний между вершинами орграфа								
	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	Σ
v1	(2)	1	1	2	1	2	3	4	14
v2	1	(2)	1	2	2	3	4	5	18
v3	2	2	(2)	1	2	3	4	5	19
v4	1	1	1	(2)	1	2	3	4	13
v5	1	2	2	1	(2)	1	2	3	12
v6	2	3	3	2	1	(2)	1	2	14
v7	3	4	4	3	2	1	(2)	1	18
v8	3	4	4	3	2	1	2	(3)	19
Σ	13	17	16	14	11	13	19	24	

Привлекательность показателя центральности по близости в том, что это мера *глобальной* центральности, учитываяющая композицию всей сети, взаимную удаленность всех вершин³. Однако он имеет серьезный недостаток. Центральность по близости не определена для изолированных вершин, поскольку при отсутствии связи между вершинами i и j расстояние между ними равно бесконечности. Таким образом, показатели могут быть рассчитаны лишь для связных графов. Есть несколько способов решения этой проблемы. Можно присвоить изолированным вершинам показатель, равный 0. Такой подход рекомендуется в литературе [89, р. 200-201]. Программе UCINET вместо бесконечностей в матрицу расстояний подставляет наибольшее возможное значение плюс единицу, т.е. $(n-1)+1=n$, и далее показатель рассчитывается обычным способом. Поэтому даже изолированные вершины получают значения центральности, большие нуля.

Другое ограничение центральности по близости связано с тем, что этот показатель учитывает лишь самые короткие пути между вершинами. Жизненный опыт и данные о поведении реальных систем показывают, что процессы диффузии и обмена вовлекают более длинные и как будто неоптимальные пути. Ниже эта проблема и способы ее решения будет обсуждаться более подробно.

Возможная физическая интерпретация центральности близости – ожидаемое время прибытия информации (или другого ресурса) от любого участника сети к данному индивиду. По Л. Фриману, этот показатель отражает независимость актора от влияния других, а также его эффективность в сети (скорость распространения влияния).

Центральность по посредничеству

Взаимодействие двух несмежных индивидов j и k в какой-то степени зависит от возможных посредников, которые могут контролировать

² Смысл расстояния от вершины i к самой себе можно прояснить с помощью следующего вопроса: по какому кратчайшему пути слух, распространенный актором i , может вернуться к нему. Например, для вершины v_8 длина кратчайшего пути (v_8, v_6, v_7, v_8) равна 3.

³ А.Н. Чураков [34, с. 114] ошибочно причисляет все меры центральности к «локальным свойствам».

взаимодействие j и k . Идея о важности посредников в сети высказывалась многими исследователями, в том числе и А. Бейвеласом, однако формальный показатель был предложен Л. Фриманом только в 1977 году. (Фриман искал такой глобальный показатель центральности, который имел бы смысл в несвязных графах.)

Метод оценки центральности, основанной на посредничестве (*betweenness*), C_B , для вершины v_i заключается в нахождении доли самых коротких путей, соединяющих все пары вершин (исключая v_i), которые проходят через v_i . Математически индекс равен сумме отношений числа самых коротких путей между вершинами v_j и v_k , которые проходят через вершину v_i , к общему числу путей между этими вершинами. Другими словами, эта сумма вероятностей того, что другие индивиды в своих взаимодействиях будут нуждаться в индивиде v_i . Для ненаправленных цепей показатель стандартизуется делением на максимально возможную величину $-(n-1)(n-2)/2$, т.е. количество возможных пар, исключающих индивида i , а для путей – на $(n-1)(n-2)$. Формула для графа имеет вид

$$C_B(v_i) = \frac{2 \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(v_i)}{g_{jk}}}{(n-1)(n-2)}, \quad (3a)$$

где g_{jk} – количество самых коротких цепей между j и k , $g_{jk}(v_i)$ – количество таких цепей, проходящих через v_i , $i \neq j \neq k$.

Формула для орграфа⁴:

$$C_B(v_i) = \frac{\sum_{j < k} \frac{g_{jk}(v_i)}{g_{jk}}}{(n-1)(n-2)}, \quad (3b)$$

где g_{jk} – количество самых коротких путей от j к k , $g_{jk}(v_i)$ – количество путей, проходящих через v_i , $i \neq j \neq k$. Формула (3б) была предложена Д. Уайтом и С. Боргатти [91]. Авторы предупреждают, что интерпретировать показатели посредничества для орграфов следует с осторожностью.

В качестве примера рассчитаем центральность по посредничеству для вершины v_1 (табл.2). Из вершины v_2 через нее проходят четыре кратчайших пути к вершинам v_5 , v_6 , v_7 и v_8 . Каждый из этих путей единственен. Это дает 4 в числителе формулы (3б). Из вершин v_5 , v_6 , v_7 и v_8 к вершинам v_2 и v_3 проходят по два кратчайших пути, один через v_4 и один через v_1 . Это добавляет в числитель формулы (3б) еще $8 \cdot (1/2)$. Получаем $(4+4)/(7 \cdot 6) = 0,19$.

Центральность по посредничеству является *глобальной* характеристикой вершины и имеет более интересную интерпретацию, чем другие индексы центральности. Этот показатель, в отличие от предыдущего индекса, определен на несвязных графах.

Показатель C_B имеет два недостатка. Во-первых, он учитывает лишь кратчайшие пути от вершины к вершине, хотя в реальных сетях ресурсы (например, слухи), могут следовать по более длинным и «неэкономичным»

⁴ Показатель центральности для орграфа единственен; разделение на заходящие и исходящие пути для вершины-посредника не имеет смысла.

маршрутам. Во-вторых, формула построена на предположении, что при наличии между двумя вершинами нескольких коротких путей равной длины каждый из путей используется с равной вероятностью. Житейский опыт подсказывает, что при наличии нескольких альтернативных путей передачи ресурсов мы склонны выбирать тот, что проходит через самых влиятельных (центральных) участников сети.

Центральность по посредничеству отражает потенциальный контроль актора над коммуникациями.

Сопоставление фримановских показателей центральности

Оценке валидности и надежности рассмотренных индексов центральности был посвящен ряд теоретических и эмпирических работ. Л. Фриман составил 34 возможных графа размером 5 и сравнил показатели центральности по степени, близости и посредничеству. Полученные значения различались весьма существенно. Дисперсия индивидуальных значений индекса центральности по посредничеству была наибольшей, а центральности по степени – наименьшей (изменчивость, или способность отражать многообразие, является желательным свойством). Л. Фриман считает центральность по посредничеству наилучшей характеристикой еще и потому, что она имеет серьезное теоретическое обоснование [56].

Исследование Дж. Боланда также основывалось на искусственно созданных графах. Общий вывод состоял в том, что центральность по посредничеству, несмотря на ошибки измерения, наилучшим образом отражает изменения в сети, в то время как центральность по близости слишком чувствительна к небольшим изменениям структуры сети (по [89]).

Большинство авторов критикуют показатели, основанные на степени и рекомендуют использовать центральность по посредничеству или индексы, которые будут рассматриваться в разделе 10. Для более точной оценки значимости индивида в группе рекомендуется сравнивать показатели участников сети *до* и *после* удаления индивида с наибольшим значением индекса центральности по посредничеству. Недостатком показателя является его нечувствительность к вкладу индивидов, находящихся, по социометрической терминологии, на периферии.

С. Вассерман и К. Фауст считают вопрос о валидности показателей центральности открытым [89, р. 171-172]. Это связано в первую очередь с тем, что структурные характеристики сети зависят от происходящих в ней содержательных процессов; структура связей, основанных на знакомствах, рабочих контактах или романтических связях, различаются. Вот почему даже нормированные меры центральности можно сравнивать только в сетях, включающих отношения близкой природы [81].

Как следует из обзора [40], центральность по посредничеству предполагает иную модель сети и сетевых процессов, чем две другие центральности – по степени и близости. Первый показатель является *медиальным* (оценивается роль вершины, лежащей посередине путей между другими вершинами), два последних показателя суть *радиальные* меры

(оценивается роль вершины, находящейся на концах путей). Меры центральности по степени и по близости хорошо интерпретируются лишь в сетях с одним центром (группой центральных акторов). Такую сеть можно представить в виде модели «центр-периферия» [40, p.477-480]. В сетях с несколькими фокальными точками, подобных экономической карте Беларуси со столицей и пятью областными центрами, значения показателей могутискажаться.

Обычно в небольших реальных сетях значения всех показателей довольно сильно коррелируют. Однако, как показывает табл. 3, статус ведущего (центрального) актора в социальной сети зависит от используемого показателя и соответствующей модели центральности. Так, вершины 5 и 6 являются центральными по критерию посредничества, поскольку связывают два относительно обособленных подграфа, но при этом имеют весьма умеренные значения центральности по степени. Самая «популярная» (имеющая максимальную заходящую степень) вершина 4 имеет очень низкую центральность по посредничеству. Как можно убедиться на рис. 3, в этом графе центральности по близости и посредничеству не коррелируют с центральностью по степени. Они отражают разные свойства графа – локальные и глобальные. Заслуживает внимания низкая корреляция между заходящей и исходящей степенями. В целом, вывод о структуре сети и важности акторов зависит от используемого метода.

Таблица 3
Показатели центральности вершин орграфа

	$C_{D,out}$	$C_{D,in}$	$C_{C,out}$	$C_{C,in}$	C_B (орграф)	C_D	C_C	C_B (граф)
v1	0,43	<u>0,43</u>	0,50	0,54	0,19	0,57	0,58	0,19
v2	0,29	0,29	0,39	0,41	0,00	0,43	0,44	0,00
v3	0,14	<u>0,43</u>	0,37	0,44	0,04	0,43	0,44	0,00
v4	<u>0,57</u>	0,29	0,54	0,50	0,24	0,57	0,58	0,19
v5	0,43	<u>0,43</u>	<u>0,58</u>	<u>0,64</u>	<u>0,58</u>	0,43	0,64	0,57
v6	0,29	<u>0,43</u>	0,50	0,54	0,50	0,43	0,54	0,48
v7	0,29	0,14	0,39	0,37	0,14	0,29	0,39	0,00
v8	0,14	0,14	0,37	0,29	0,00	0,29	0,39	0,00
(Ор)граф	0,29	0,12	0,15	0,20	0,43	0,19	0,34	0,45

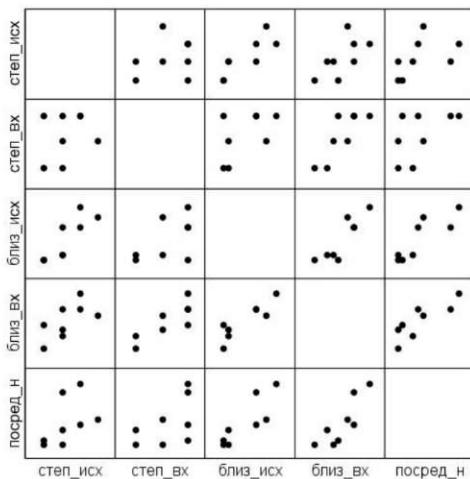


Рис. 3. Диаграммы рассеяния показателей центральности в орграфе

Групповые показатели центральности

Центральность характеризует положение вершины в графе. Аналогичная описательная характеристика графа (орграфа) называется *централизацией* [81]. Групповые показатели центральности являются мерами изменчивости или разброса индивидуальных показателей в графе. В таком общем понимании групповые индексы по смыслу близки дисперсии как универсальной мере разброса, поэтому Т. Снейдерс советует использовать эту более привычную статистику. Многие аналитики рекомендуют сообщать в публикациях значения обеих статистик. Централизацию можно также интерпретировать как показатель сплоченности акторов в сети: она описывает степень сплоченности вокруг определенных центральных точек [81].

В этом разделе обсуждаются три групповых показателя, предложенных Л. Фриманом, поскольку они обладают некоторыми важными свойствами и по этой причине удобны для сопоставления графов. В частности, в отличие от дисперсии, индекс C^* не зависит от размера графа. По Фриману, групповой показатель C^* равен отношению

$$C^* = \frac{\sum_{i=1}^n |\max(C(i)) - C(i)|}{\max \sum_{i=1}^n |\max(C(i)) - C(i)|}, \quad (4)$$

где $\max(C(i))$ – максимальный показатель центральности вершины в графе.

Заходящая и исходящая централизация рассчитываются аналогично. Выражение в числителе представляет собой сумму отклонений индивидуальных показателей от наибольшего полученного показателя, а выражение в знаменателе – теоретически возможный максимум этой суммы для всех возможных графов размера n . Знаменатель получают аналитически; его удалось рассчитать не для всех мер центральности. Он равен $n-2$ для централизации по степени, $(n-1)(n-2)/(2n-3)$ – по близости и $(n-1)^2(n-2)/2$ – по посредничеству [89].

Возможные значения C^* лежат в тех же пределах, что и значения индивидуальных показателей – от 0 до 1. Групповой индекс равен 0 лишь в

том случае, когда все индивидуальные показатели равны, и 1, если в графе доминирует одна вершина, т.е. граф сильно централизован (вроде «колеса» с одной центральной осью и периферией). Часто используемый в публикациях показатель плотности графа является самой неинформативной характеристикой сети (графа).

О связи показателей центральности и процессов в социальных сетях

Несмотря на длительную историю исследования центральности, в этой области по-прежнему много нерешенных проблем. Одна из них связана с интерпретацией и диапазоном пригодности (применимостью) различных показателей центральности. Серьезный вклад в типологизацию и классификацию показателей внесли работы С. Боргатти и его соавторов, выполненные в последние годы. Идея в том, чтобы идентифицировать типы потоков в сетях и связать их с определенными показателями центральности. Так, «оптимальное» или «разумное» движение ресурсов предполагает самые короткие пути (цепи), однако вирусная инфекция может распространяться по длинным, неоптимальным путям (цепям), а денежные банкноты в экономических обменах – двигаться в любом направлении, в том числе попадать к одним и тем же акторам и перемещаться по одним и тем же «дугам». В одной из последних работ С. Боргатти выделил пять характеристик маршрутов движения ресурсов и свел их к двум основаниям классификации: типу траектории и методу распространения [41]. Примеры сетевых процессов приведены в табл. 4.

Индекс центральности по степени уместен для исследования процессов параллельного копирования (случаи 3, 6, 9); центральность по близости, кроме того, можно рассчитывать для процессов, протекающих в кратчайших цепях (случаи 1, 2, а также 3, 6, 9); показатель центральности по посредничеству (Л. Фриман) уместен только для описания передачи ресурсов по кратчайшим цепям (случай 2) (см. [41, р. 59-63]).

Для изучения других сетевых процессов использовать фримановские показатели нельзя. Для этого необходимы более сложные индексы, основанные на иных идеях и способах подсчета. Некоторые из этих показателей обсуждаются ниже. Следует иметь в виду, что классификация, представленная в табл. 4, носит упрощенный характер. Не для всех типов потоков разработаны адекватные показатели; некоторые индексы описывают потоки разного типа; статус некоторых индексов неясен. Наконец, большинство описанных в литературе показателей применимы к ненаправленным (симметричным) потокам в графах; ситуация с показателями для орграфов в литературе освещена недостаточно.

Показатели, родственные центральности по степени

Как отмечалось выше, основной недостаток центральности по степени связан тем, что он учитывает цепи (пути) единичной длины. Естественное решение этой проблемы связано с подсчетом количества инцидентных вершине цепей (путей) другой длины. Например, подсчитываются пути

длиной k (обычно $k=2$), в том числе самые короткие; не имеющие общих дуг с другими путями; не имеющие с другими путями общих вершин и т.д. Все подобные показатели основаны на понятии *достижимости* вершин (наличии путей между вершинами).

Таблица 4

Типы потоков в социальных сетях (по [41, р. 59])

Тип траектории	Параллельное копирование	Поочередное копирование	Передача (ресурсы неделимы)
Кратчайшая цепь	–	(1) митоз (деление клеток)	(2) почтовые отправления
Простая цепь	(3) Интернет-сервер	(4) инфекция	(5) попрошайничество
(Сложная) цепь	(6) электронная почта	(7) слухи	(8) подержанные товары
Маршрут	(9) изменение мнений	(10) эмоциональная помощь	(11) движение денег

Более сложные показатели обсуждаются Вассерманом и Фауст [89, р.205-210] под именем «мер рангового престижа» (В UCINET 6 эти показатели называются «мерами влияния»). Идея состоит в том, что «престиж» (заходящая центральность) актора определяется не только тем, сколько акторов его выбрали, но и тем, какой престиж имеют эти последние, т.е. кто выбрал их. Таким образом, учитывается престиж «первого порядка» (количество выборов), престиж «второго порядка» (количество заходящих путей длиной 2) и т.д., до бесконечности. Вклад каждого из (не обязательно простых) путей обратно пропорционален длине пути: «удаленные» связи вносят небольшой вклад в суммарный престиж данного индивида. Первым этот подход предложил Л. Кац (Katz) в 1953 г. Центральность по Кацу рассчитывается по формуле:

$$C_{i,Katz} = \sum_j \sum_{k=1}^{\infty} b^k (x^k)_{ij}, \quad (5)$$

где $(x^k)_{jk}$ – i -й j -й элемент социоматрицы, возведенный в k -ю степень (это позволяет посчитать количество путей), b – задаваемая исследователем постоянная, указывающая на меру уменьшения влияния длинных путей.

В компьютерных программах значения «престижа» по Кацу находятся с помощью матричной алгебры. Показатель определен для графов и орграфов (заходящих и исходящих связей). Близкие по смыслу меры предложили К. Хаббел (Hubbell, 1965), М. Тэйлор (Taylor, 1969) и – под именем «меры власти» – Ф. Бонасич [39]. В 1972 г Ф. Бонасич показал возможность представления показателей престижа/влияния в терминах первого собственного вектора матрицы⁵. Различные варианты индексов, основанные на собственных векторах, получаются стандартизацией социоматрицы по

⁵ Каждую квадратную матрицу можно разложить на собственные (или характеристические корни) значения и собственные вектора, при условии наложения на последние некоторых ограничений для получения нетривиального решения (см. [32]. Эта операция составляет существо многих методов статистического анализа данных, например, факторного анализа.

определенным правилам (см. [78]). Различные способы шкалирования, центрирования, нормализации и балансировки собственных векторов порождают большое семейство методов, включая анализ главных компонент, анализ соответствий (correspondence analysis) и т.д. Все методы измерения престижа, влияния и власти уместны для описания случаев 3, 6, 9 в табл. 4.

С. Боргатти и М. Эверетт объединяют все меры, рассмотренные в данном разделе, на том основании, что они подсчитывают количество путей (цепей), причем таких путей (цепей), которые заканчиваются на данной вершине. Внутри этого семейства – методы, основанные на подсчете путей (цепей) определенной длины (от 1 до бесконечности) и определенного качества (кратчайшие, простые, составные и сложные).

Показатели, родственные центральности по близости

В этой группе показателей меньшее разнообразие. Одна из идей связана с ограничением на измерение длины самых коротких цепей (путей). В частности, в UCINET 6 можно выбрать пути и составные пути любой длины.

Особняком стоит индекс *информационной центральности* [85]. Показатель определен только на графах и оценивает распределение «информации» во всех цепях графа, взвешивая цепи величиной, обратной их длине. В расчет принимаются цепи, имеющие наименьшее количество общих ребер. Индекс Стефенсон и Зелена невозможно представить в виде одной простой формулы. Его интерпретация непроста.

Как и фримановская центральность по близости, информационная центральность уместна для описания процессов параллельного копирования. В отличие от подходов, рассмотренных в предыдущем разделе, индекс информационной центральности оценивает не количество, а общую длину радиальных цепей – цепей, которые заканчиваются на данной вершине [40].

Показатели, родственные центральности по посредничеству

Основное отличие показателей этой группы в том, что они измеряют количество путей (цепей), не завершающихся на данной вершине, а проходящих через нее (медиальные показатели). Как и фримановская центральность по посредничеству, все показатели этой группы интерпретируются как меры контроля за сетевыми процессами. Самым известным представителем семейства является показатель поточного посредничества [58]. Индекс суммирует все потоки (объем передаваемых ресурсов), проходящие через i -ю вершину по путям любой длины. Показатель нормируется делением на суммарный поток между всеми парами вершин, в которых i -я вершина не является ни начальной, ни конечной. Наряду с центральностью по степени этот индекс пригоден для анализа роли вершин во взвешенных графах.

Меры центральности как структурные показатели

Показатели центральности суть характеристики вершин графа (акторов социальной сети). Однако они не являются индивидуальными атрибутами, привычными для социальных наук. Они характеризуют структуру связей

сети. Материалы трех предыдущих разделов проясняют смысл этого утверждения. Во всех случаях речь шла о положении вершин в маршрутах. Все меры центральности «оценивают включенность вершины в структуру цепей в сети. Другими словами, они оценивают количество или длину маршрутов определенного вида, начинающихся, заканчивающихся или проходящих через вершину» [40, р. 476]. Показатели центральности можно систематизировать по свойствам маршрутов (их количеству и длине), позиции вершин в маршрутах (радиальное или медиальное) и маршрутов (кратчайшие цепи/пути, простые цепи/пути, сложные цепи/пути).

Все показатели можно получить с помощью операций над матрицей цепей (количества и/или качества цепей между вершинами). С этим связан другой смысл структурной природы мер центральности. Матрица цепей (например, матрица расстояний между вершинами) отражает сплоченность вершин в графе, их связность. Сплоченность отражает близость вершин и их принадлежности одним и тем же подгруппам. Предваряя следующую тему, посвященную идентификации сплоченных подгрупп в сетях, следует отметить, что многие меры центральности позволяют также решать и эту задачу. «Меры центральности являются показателями общей диадической сплоченности, присущей каждой вершине» [40, р. 477], т.е. вкладу вершин в общую сплоченность.

Сплоченные группы в социальных сетях

Сплоченность часто определяется в социальных науках как множество сил, действующих на членов группы так, чтобы удержать их в ней (по Л. Фестингеру). Однако классические определения интуитивны. Они не уточняют, какая сила «удержания в группе» является необходимой или достаточной.

Условно можно говорить о двух подходах к поиску сплоченных групп. *Идеационный* подход основан на идентификации членов с группой и часто используется в психологии. Члены сплоченного коллектива определяют себя в терминах групповой принадлежности. Такая идентификация обычно является следствием общих интересов и совместной деятельности. *Реляционный* подход основан на анализе отношений между участниками сети. Здесь также нет единства в определении, критериях и способах измерения связей. С. Боргатти выделяет четыре класса методов поиска сплоченных групп. Его типология построена по двум основаниям – особенностям *методологии* (анализ социальных сетей либо методы кластеризации) и акценту на процессы или эффекты (итоги, результаты) связывания акторов (таблица 5).

Следующий текст посвящен методам теории графов, ориентированным на «результат» (выделенная ячейка таблицы). В последние годы в работах по АСС все чаще используют показатель Ньюмана-Джирвана, называемый модулярностью. В анализе социальных сетей для определения сплоченных групп используются понятия взаимных связей, тесноты связей,

достижимости индивидов, частоты (плотности) связей и отношения частоты связей в данной подгруппе к частоте связей в других регионах сети. Предложенные методы обладают разными свойствами, отражающими сплоченность группы, и ни один из методов не отражает всего объема социологического понятия группы. Основным достоинством некоторых методов является легкость исчисления подграфов.

Таблица 5

Методы идентификации сплоченных подгрупп

	Результат	Процесс
Методы теории графов	компоненты, клики, n -кланы, n -клубы, k -плексы, k -ядра, LS - и λ -множества	метод Ньюмана-Джирана
Методы многомерного анализа	фракции, блоки	иерархический кластерный анализ, многомерное шкалирование

Практически все обсуждаемые методы предназначены для анализа ненаправленных связей (для графов). Для определения сплоченных групп необходимо ввести ряд формальных понятий теории графов в дополнение к тем, что обсуждены в теме 2 [31]. Подграфом G_S графа G называется граф, все вершины и ребра которого принадлежат G . В *полном* (под)графе каждая из пар его вершин смежны. Достижимыми вершинами называются вершины, связанные цепью. В *связном* графе существует цепь между всеми парами вершин. Диаметр графа – это длина самого длинного геодезика (самой короткой цепи между парой вершин). Реберной связностью двух вершин называется количество ребер, которые необходимо удалить, чтобы изолировать эти вершины друг от друга. Реберная связность графа равна количеству ребер, которые необходимо удалить, чтобы сделать граф несвязным или увеличить количество несвязных компонент. Вершинная связность графа – количество вершин, которые необходимо удалить для увеличения несвязных компонент.

Клики

Простейшим понятием теории графов, связанным со сплоченными группами, является *клика*, определяемая как максимальный полный подграф, включающий не менее трех вершин (Luce & Perry, 1949, см. [89]). Признак «полноты» указывает на наличие связей между всеми вершинами подграфа, признак «максимальности» означает, что при добавлении хотя бы одной вершины свойство «полноты» теряется. Плотность полного графа равна 1. На рисунке 4 подграфы (1, 2, 5) и (2, 3, 4, 5) являются кликами. Подграф (1, 2, 4, 5) не есть клика, поскольку не обладает свойством полной связности (отсутствует связь между вершинами 1 и 4). Подграф (2, 3, 5) не является кликой по причине того, что не является максимальным подграфом (при добавлении вершины 3 свойство полной связности не теряется при добавлении вершины 4).

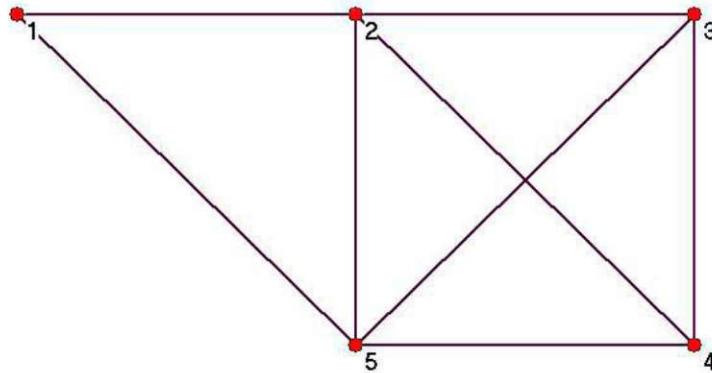


Рис. 4. Граф с двумя кликами

Клики неиерархичны, т.е. могут пересекаться. Некоторые вершины могут не входить ни в одну из клик. При поиске сплоченных подгрупп обращают внимание на количество клик, их размер, а также характер их пересечения. Триада (подграф 1,2, 5 на рис. 4) является относительно распространенным, но тривиальным типом клик. Интерес могут представлять подгруппы большего размера. Для примера рассмотрим сеть позитивных аффективных отношений между 18 монахами (данные С. Сэмпсона, рис. 5).

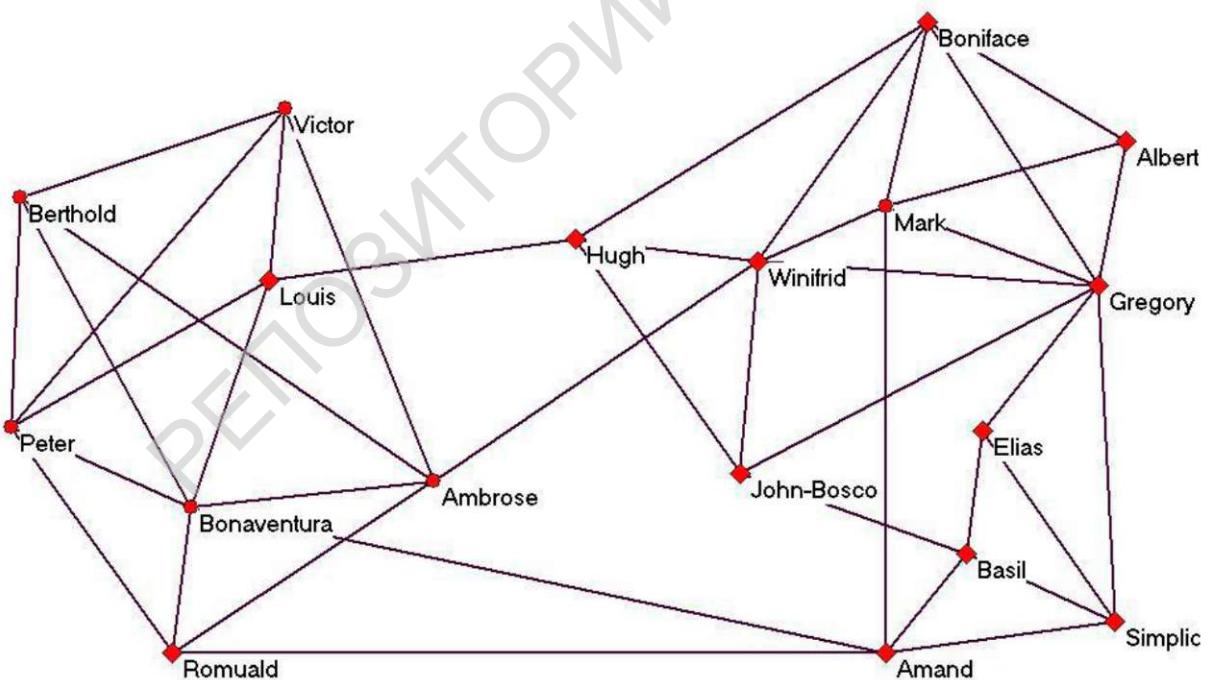


Рис. 5. Сеть симпатий между монахами (Sampson, 1968)

В этой сети имеется 17 небольших клик, две размером 4 и 15 размером 3:

- 1: Gregory Mark Winifrid Boniface
2: Gregory Mark Boniface Albert
3: John-Bosco Gregory Winifrid
4: Gregory Elias Simplicius
5: Basil Amand Simplicius
6: Basil Elias Simplicius
7: Peter Bonaventura Berthold

- 8: Peter Bonaventura Romuald
 9: Peter Bonaventura Louis
 10: Peter Berthold Victor
 11: Peter Victor Louis
 12: Bonaventura Romuald Amand
 13: Bonaventura Ambrose Romuald
 14: Bonaventura Berthold Ambrose
 15: Berthold Victor Ambrose
 16: John-Bosco Winifrid Hugh
 17: Winifrid Hugh Boniface

Матрица совместного членства в кликах (см. табл. 6) показывает, например, что Бонавентура входит в 6 клик (число по главной диагонали матрицы); в трех случаях он является членом тех же клик, что и Питер, и еще в три клика он входит вместе с Амбруозом. Это указывает на центральную роль Бонавентуры в сети и на особенно прочные связи между этими монахами, подкрепленные общими контактами с другими обитателями монастыря. В некоторых случаях для анализа полезна матрица пересечения клик, которая содержит информацию о количестве общих членов в парах клик. (Вопрос для самоконтроля: как получить матрицы совместного членства и пересечения клик из приведенного выше списка клик?)

Таблица 6
Матрица совместного членства в кликах

	1 John-B.	2 Gregory	3 Basil	4 Peter	5 Bonavent.	6 Berthold	7 Mark	8 Victor	9 Ambrose	10 Romuald	11 Lois	12 Winifrid	13 Amand	14 Hugh	15 Boniface	16 Albert	17 Elias	18 Simplicius
1	John-Bosco	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	Gregory	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1
3	Basil	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2
4	Peter	0	0	0	5	3	2	0	2	0	1	2	0	0	0	0	0	0
5	Bonaventura	0	0	0	3	6	2	0	0	2	3	1	0	1	0	0	0	0
6	Berthold	0	0	0	2	2	4	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0
7	Mark	0	2	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	2	1	0
8	Victor	0	0	0	2	0	2	0	3	1	0	1	0	0	0	0	0	0
9	Ambrose	0	0	0	0	2	2	0	1	3	1	0	0	0	0	0	0	0
10	Romuald	0	0	0	1	3	0	0	0	1	3	0	0	1	0	0	0	0
11	Louis	0	0	0	2	1	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0
12	Winifrid	2	2	0	0	0	0	1	0	0	0	4	0	2	2	0	0	0
13	Amand	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	1
14	Hugh	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	1	0	0	0
15	Boniface	0	2	0	0	0	0	2	0	0	0	2	0	1	3	1	0	0
16	Albert	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
17	Elias	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2
18	Simplicius	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	3

Понятие клики не очень удобно для анализа сетей. Это связано с его избыточной строгостью. Даже в высоко сплоченной группе отдельные связи могут отсутствовать, и в этом случае группа не удовлетворяет критериям клики. Как следствие, в анализе часто выделяются лишь небольшие и плохо

интерпретируемые клики⁶. Кроме того, возможность выделения клик в больших сетях определяется мощностью компьютера.

Разработка других подходов к выделению сплоченных групп в теории графов связана с ослаблением слишком строгих признаков клики. Одни подходы основаны на понятиях достижимости, расстояния (длины цепи) и диаметра графа, другие – на степени вершины.

n-клики (клики порядка n)

Кликом порядка n называется максимальный подграф, в котором ни одно из расстояний (геодезиков) не превышает заданного числа n (Luce, 1950). Так, в графе на рис. 5 можно выделить две клики порядка n , или биклики, – $(1, 2, 3, 4, 5)$ и $(2, 3, 4, 5, 6)$. Легко убедиться в том, что расстояние между каждой парой вершин в этих бикликах не превышает 2. Первый из указанных подграфов интересен тем, что самый короткий путь между вершинами 4 и 5 проходит через вершину 6, которая не входит в биклику. Это не противоречит определению! Это открытие можно обобщить как свойства n -клика: 1) подграфы этого типа могут быть несвязными (и редко обладают высокой сплоченностью) и 2) кратчайшая цепь между парой вершин в n -клике может проходить через вершину, которая в n -клику не входит. Другим словами, диаметр n -клики может быть больше n . Это не очень приятное свойство подграфов этого типа, и в следующих двух определениях предпринята попытка избавиться от него.

На данных С. Сэмпсона можно выделить 18 биклик:

- 1: John-Bosco Gregory Basil Mark Winifrid Amand Elias Simplicius
- 2: Basil Bonaventura Mark Romuald Winifrid Amand Simplicius
- 3: John-Bosco Gregory Mark Winifrid Amand Boniface Albert Elias Simplicius
- 4: John-Bosco Gregory Mark Ambrose Winifrid Amand Boniface
- 5: Bonaventura Mark Ambrose Romuald Winifrid Amand
- 6: Bonaventura Berthold Ambrose Romuald Louis Winifrid Amand
- 7: John-Bosco Ambrose Louis Winifrid Amand Boniface
- 8: Bonaventura Berthold Victor Ambrose Romuald Louis Winifrid
- 9: Bonaventura Victor Ambrose Louis Winifrid Hugh
- 10: John-Bosco Gregory Mark Ambrose Winifrid Hugh Boniface
- 11: John-Bosco Gregory Mark Winifrid Hugh Boniface Albert
- 12: John-Bosco Gregory Basil Mark Winifrid Hugh
- 13: Basil Bonaventura Mark Winifrid Hugh
- 14: Bonaventura Mark Ambrose Winifrid Hugh
- 15: John-Bosco Ambrose Louis Winifrid Hugh Boniface
- 16: Peter Bonaventura Berthold Victor Ambrose Romuald Louis
- 17: Peter Bonaventura Berthold Ambrose Romuald Louis Amand
- 18: Peter Bonaventura Victor Ambrose Louis Hugh

n-кланы и n-клубы

Клан порядка n определяется как n -клика, диаметр которой не превышает n (Mokken, 1979). Таким образом, мы сначала находим клики порядка n , а затем исключаем из списка n -клики с недопустимо большим диаметром. На рис. 6 этому критерию отвечает только подграф $(2, 3, 4, 5, 6)$.

⁶ В «параметрической» социометрии, где количество возможных выборов процедурно ограничивают некоторым числом m («назовите трех друзей»), размер самой большой клики не может превышать $m+1$

Такое определение сплоченной группы больше соответствует здравому смыслу. N -кланы имеют более высокую сплоченностъ, чем n -клики.

В n -клубах используется более простое решение. Это максимальный подграф диаметром n или менее, т.е. максимальное расстояние между всеми парами вершин не превышает заданного числа n (Mokken, 1979). На рис. 6 выделяются три биклуба: $(1, 2, 3, 4)$, $(1, 2, 3, 5)$, $(2, 3, 4, 5, 6)$. Легко убедиться в том, что все n -клубы являются либо n -кликами, либо (связными) фрагментами n -клика. Все n -кланы являются n -клубами. Поиск всех трех типов подграфов довольно трудоемок.

В сети отношений симпатии (С.Сэмпсон) выделяется 7 бикланов.

- 1: John-Bosco Gregory Basil Mark Winifrid Amand Elias Simplicius
- 2: Bonaventura Mark Ambrose Romuald Winifrid Amand
- 3: Bonaventura Victor Ambrose Louis Winifrid Hugh
- 4: John-Bosco Gregory Mark Ambrose Winifrid Hugh Boniface
- 5: John-Bosco Gregory Mark Winifrid Hugh Boniface Albert
- 6: Peter Bonaventura Berthold Victor Ambrose Romuald Louis
- 7: Peter Bonaventura Berthold Ambrose Romuald Louis Amand

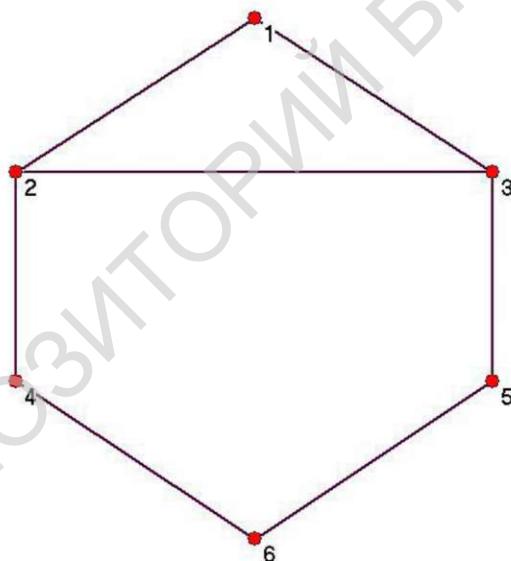


Рис. 6. Граф, иллюстрирующий 2-клики, 2-кланы и 2-клубы
(пример заимствован из [89, р. 259])

Попробуйте самостоятельно найти бикланы на данных С.Сэмпсона, используя в качестве исходного список биклик.

Два следующих подхода к выделению сплоченных групп основаны на понятии степени вершины.

k-плексы

K -плекс определяется как максимальный подграф, все n_S вершин которого имеют степень, не меньшую, чем количество вершин в подграфе минус k : $d_S(i) \geq n_S - k$ (Seidman & Foster, 1978). Другими словами, у каждой вершины подграфа допускается отсутствие k связей. С увеличением задаваемого исследователем числа k (и с уменьшением допустимого размера

подграфа) k -плексы становятся все более рыхлыми, а их интерпретация – все более сложной. В аналитических задачах нижний допустимый размер k -плексов обычно устанавливается равным $k+2$ и более, а число k при анализе относительно небольших сетей, таких как малые организации и подразделения организаций, устанавливается равным 2 или 3. Плекс порядка 1 является кликой порядка 1. И в том, и в другом случае допускается отсутствие одного ребра у каждой вершины.

Самым привлекательным свойством k -плексов, которым не обладают, например, n -клики, является устойчивость к случайному удалению вершин. Как и n -клики, k -плексы пересекаются, и одной из задач анализа является изучение матрицы их пересечений. Основным недостатком плексов является их многочисленность, особенно в плотных графах. Приходится ограничивать k (сверху) и размер плексов (снизу), чтобы результат анализа был обозримым.

В графе на рис. 7 можно выделить 21 биплекса (плекса порядка 2) размером 3 и более, в том числе 4 плекса размером 4: $(1, 2, 3, 4)$, $(2, 3, 4, 5)$, $(6, 7, 8, 9)$ и $(9, 10, 11, 12)$. Как можно видеть, плексы отражают вполне интерпретируемые «сгущения» вершин. В этом же графе можно выделить 4 триплекса (плекса порядка 3) размером 5: $(1, 2, 3, 4, 5)$, $(6, 7, 9, 10, 12)$, $(6, 8, 9, 10, 12)$ и $(7, 8, 9, 10, 12)$. Вершина 11 не входит ни в один из триплексов, вершины 9, 10 и 12 входят в три триплекса. Эти вершины составляют клику и соединяют два относительно обособленных региона графа. Выделенные плексы часто отвечают интуитивным представлениям о сплоченных регионах графа.

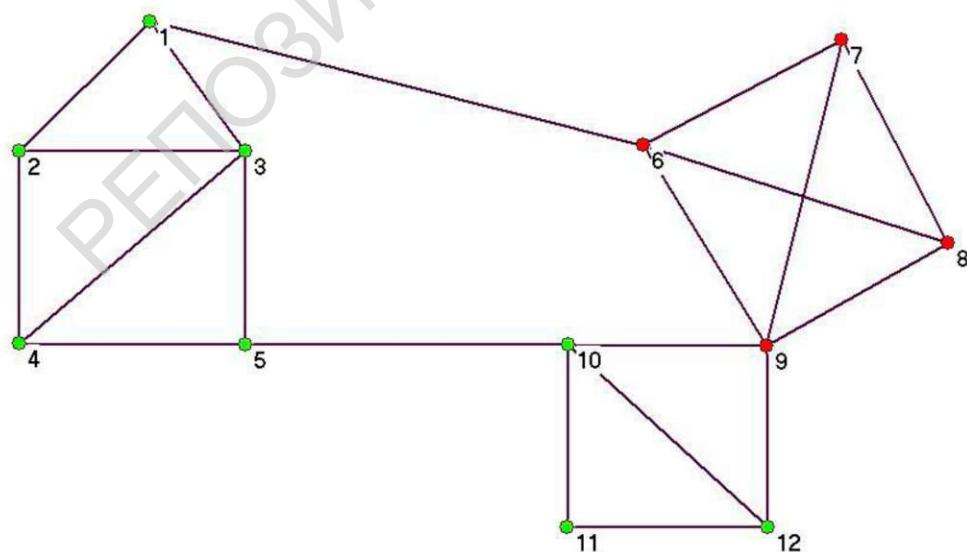


Рис. 7. k -плексы и k -ядра (пример заимствован из [81, p.111])

В сети С. Сэмпсона можно отыскать 17 биклик, содержащих не менее 4 вершин (пять из них включают по 5 вершин):

- 1: John-Bosco Gregory Basil Elias
2: John-Bosco Gregory Basil Simplicius
3: John-Bosco Gregory Mark Winifrid

```

4: John-Bosco Gregory Winifrid Hugh Boniface
5: Gregory Basil Elias Simplicius
6: Gregory Mark Winifrid Boniface Albert
7: Gregory Mark Amand Simplicius
8: Basil Amand Elias Simplicius
9: Peter Bonaventura Berthold Victor Ambrose
10: Peter Bonaventura Berthold Victor Louis
11: Peter Bonaventura Berthold Ambrose Romuald
12: Peter Bonaventura Romuald Louis
13: Peter Bonaventura Romuald Amand
14: Peter Victor Ambrose Romuald
15: Bonaventura Victor Ambrose Louis
16: Bonaventura Ambrose Romuald Amand
17: Mark Winifrid Hugh Boniface

```

k-ядра

K-ядро – это максимальный подграф, каждая из вершин которого имеет не менее k ребер (Seidman, 1983). Таким образом, логика определения k -ядер противоположна логике определения k -плексов. В первом случае задается необходимое количество наличных связей, во втором – допустимое количество отсутствующих связей. Для поиска ядра порядка 2 находят связную компоненту графа, удаляют вершины со степенью 1 и исследуют полученный подграф на предмет соответствия критериям (наличие заданного количества связей и «максимальность»).

Важнейшим свойством k -ядер является их иерархичность: k -ядро входит в $(k-1)$ -ядро. Так, четыре вершины на рис. 7 (6, 7, 8, 9) составляют ядро порядка 3, и все вершины графа – ядро порядка 2. Все вершины любого графа, в том числе изолированные, составляют ядро нулевого порядка.

В отличие от предыдущих методов, нахождение ядер не требует, чтобы матрица была симметричной: подграфы могут быть выделены с учетом только входящих или только выходящих связей. Так, в сети Сэмпсона выделяется одна клика порядка 2 для заходящих дуг (все монахи, за исключением Ромуальда, Аманда, Бонификация и Альберта); вся сеть представляет ядро третьего порядка для исходящих дуг и ядро четвертого порядка для заходящих и выходящих дуг.

Алгоритмы нахождения k -ядер просты и эффективны, что позволяет анализировать очень большие графы. Как отмечает Дж. Скотт, « k -ядро является областью относительно высокой сплоченности в целом графе. Но это не обязательно максимально сплоченные области графа, это могут быть области с очень высокой сплоченностью, которые связаны между собой довольно плохо» [81, р. 111]. Вот почему поиск k -ядер часто служит лишь начальным этапом анализа сплоченных групп.

Компоненты

Компонента – это максимальный связный подграф. Компонента называется слабо связанной, если между двумя ее любыми вершинами существует цепь (направление связей несущественно). Компонента называется сильно связанной, если между двумя любыми ее вершинами существует путь (направление связей существенно). Обычно компонента не

является регионом сплоченности в графе. В анализе социальных сетей поиск компонент является весьма тривиальной задачей, а их интерпретация, напротив, довольно непростым делом. Однако в анализе больших сетей, содержащих сотни вершин, поиск компонент обычно служит первым шагом в изучении структуры и сплоченности. Как правило, исследователь отбрасывает изолированные вершины либо извлекает наибольшие компоненты, и лишь затем анализирует паттерны связности и сплоченности вершин.

Следующие два метода основаны на несколько иной логике поиска сплоченных областей графа, хотя ключевая идея остается той же.

LS-множества

Понятие *LS*-множества было предложено Ф. Лючио и М. Сами (Luccio & Sami, 1969) для конструирования электрических схем и применена к анализу социальных сетей С. Сайдманом (см. [42]). Название метода содержит первые буквы фамилий его создателей. Идея состояла в том, чтобы минимизировать количество пересечений электрических контактов (ребер в теории графов) между частями электрической схемы. *LS*-множество определяется как подмножество графа, имеющее мало внешних связей (связей с другими регионами графа).

Кроме того, что *LS*-множества содержат больше связей внутри подграфа, чем вне его, они обладают следующими свойствами. Это регионы очень высокой сплоченности внутри графа. Они обладают высокой реберной связностью, поэтому разрушить их нелегко, они стабильны во времени. Наконец, *LS*-множества либо пространственно разделены, либо иерархически входят друг в друга. В отличие от *n*-клик и *k*-плексов, они не могут пересекаться частично.

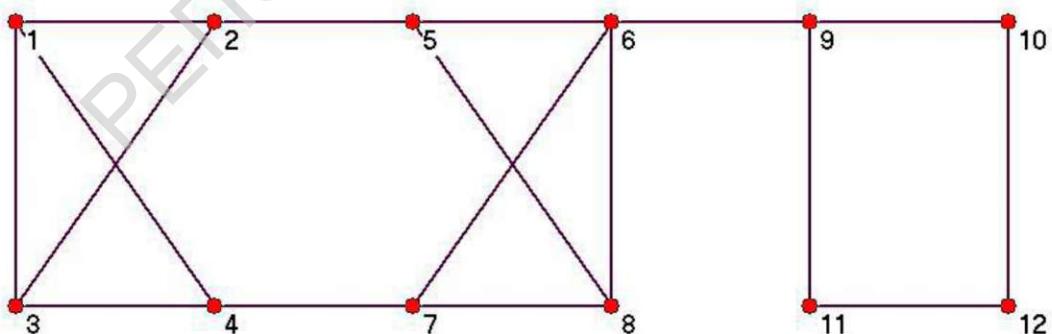


Рис. 8. Граф с *LS*-множествами (по [42, р. 339])

Для иллюстративных целей рассмотрим граф на рис. 8. Здесь выделяется 16 *LS*-множеств: 12 из них – это вершины графа (что формально не противоречит определению), а четыре оставшихся – (1, 2, 3, 4), (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8), (9, 10, 11, 12) и (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12). Первые 12 множеств и последнее множество (весь граф) тривиальны. Иерархия *LS*-множеств может быть представлена в виде дерева: листья «объединяются» в ветви, а ветви – в более крупные ветви.

LS-множества обладают многими привлекательными свойствами: «Если цель ... различных определений подмножеств состоит в том, чтобы формализовать интуитивное социологическое понятие группы, то победителем должна стать модель, которая включает как можно больше характеристик, связанных с этим интуитивным понятием. ... Это, вероятно, будет *LS*-множество» [42, р. 353]. Но, как отмечают эти авторы, *LS*-множества обладают таким большим количеством признаков (условий членства), что в реальных данных эти подграфы встречаются редко. Это большой недостаток, от которого свободно одно из обобщений *LS*-множеств – ламбда-множества.

Лямбда-множества

Подобно n -клубам, лямбда-множества имеют простую формальную дефиницию, основанную на единственном свойстве. Лямбда-множество – это максимальное подмножество вершин, которые имеют больше независимых (disjoint) цепей (т.е. цепей, не имеющих общих ребер), связывающих эти вершины друг с другом, чем с вершинами за пределами лямбда-множества [42, р. 353]. Подграфов, обладающих этим свойством, намного больше в реальных сетях, чем *LS*-множеств, и все *LS*-множества являются подмножествами лямбда-множеств. Важным свойством последних является высокая реберная связность. Они устойчивы даже к целенаправленным попыткам их разрушить. Однако это лишь одно из свойств *LS*-множеств. Лямбда-множества не обладают другим их важным свойством – наличием большего количества связей внутри подграфа, чем вне его.

Для иллюстративных целей рассмотрим лямбда-множества для графа, изображенного на рис. 8. Для этого необходима матрица реберной связности вершин (табл.7).

Таблица 7

Матрица реберной связности вершин (рисунок 8)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	12	3	3	3	2	2	2	2	1	1	1	1
2	3	12	3	3	2	2	2	2	1	1	1	1
3	3	3	12	3	2	2	2	2	1	1	1	1
4	3	3	3	12	2	2	2	2	1	1	1	1
5	2	2	2	2	12	3	3	3	1	1	1	1
6	2	2	2	2	3	12	3	3	1	1	1	1
7	2	2	2	2	3	3	12	3	1	1	1	1
8	2	2	2	2	3	3	3	12	1	1	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1	12	2	2	2
10	1	1	1	1	1	1	1	1	2	12	2	2
11	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	12	2
12	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	12

Выделяются три лямбда-множества с реберной связностью, равной 3: (1, 2, 3, 4), (5, 6, 7, 8) и (9, 10, 11, 12). Два первых лямбда-множества объединяются в подграф с реберной связностью, равной 2. На интуитивном уровне полученный результат отражает структурные свойства графа на рис.5.

Как и *LS*-множества, лямбда-множества либо полностью независимы (не пересекаются), либо включены в другие лямбда-множества.

Матрица реберной связности для сети С. Сэмпсона позволяет выделить четыре иерархических лямбда-множества (табл.8). Первое включает Марка, Грегори, Винифрида, Аманда и Бонифация ($\lambda=5$), второе – Петра, Бонавентуру и Амбруоза ($\lambda=5$), третье – всех, кроме Альберта и Элиаса ($\lambda=4$). Четвертое множество с реберной связностью 3 включает всех акторов.

Таблица 8
Лямбда-множества в сети С. Сэмпсона

	16. Albert	17. Elias	1. John-Bosco	3. Basil	6. Berthold	8. Victor	4. Peter	5. Bonaventura	9. Ambrose	10. Romuald	11. Louis	14. Hugh	7. Mark	2. Gregory	12. Winifrid	13. Amand	15. Boniface	18. Simplicius
16. Albert	18	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
17. Elias	3	18	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
1. John-Bosco	3	3	18	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
3. Basil	3	3	4	18	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
6. Berthold	3	3	4	4	18	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
8. Victor	3	3	4	4	4	18	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
4. Peter	3	3	4	4	4	4	18	5	5	5	4	4	4	4	4	4	4	4
5. Bonaventura	3	3	4	4	4	4	4	5	18	5	4	4	4	4	4	4	4	4
9. Ambrose	3	3	4	4	4	4	4	5	5	18	4	4	4	4	4	4	4	4
10. Romuald	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	18	4	4	4	4	4	4	4
11. Louis	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	18	4	4	4	4	4	4
14. Hugh	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	18	4	4	4	4	4
7. Mark	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	18	5	5	5	4
2. Gregory	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	18	5	5	4
12. Winifrid	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	6	18	5	4
13. Amand	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	5	5	5	4
15. Boniface	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	5	5	5	5	4
18. Simplicius	3	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	18

ТЕМА 4. АНАЛИЗ МЕЖЛИЧНОСТНЫХ ОТНОШЕНИЙ

Аффилиативные сети

Анализ социоцентрических сетей в социальной психологии довольно хорошо представлен в социометрической традиции [10, 15], и результаты этих исследований изучаются в других курсах. Использованию АСС в прикладных областях, например, в консультировании организаций также посвящено много публикаций, и некоторые из них обсуждаются на семинарских занятиях (напр., [11, 50]).

Большой интерес исследователей вызывают аффилиативные сети – так бимодальные социальные сети, или двудольные графы, построенные по критерию участия акторов в некоторых событиях или принадлежности к социальным группам. В отличие от традиционных сетей, аффилиативные сети включают два множества элементов – акторов и события. Отношения между элементами одного множества обусловлены их связями с элементами другого. Основное предположение состоит в том, что совместное участие в одних и тех же событиях создает условия для возникновения социальных связей другого типа – знакомств, дружбы, конкуренции.

Матрица связей принадлежности, в отличие от социоматрицы, имеет вид прямоугольной таблицы с акторами по горизонтали и событиями по вертикали. Элемент матрицы равен 1 тогда, когда соответствующий актор связан с соответствующим событием, и 0 в иных случаях. Набор методов анализа таких сетей ограничен. Обычно бимодальную матрицу связей принадлежности преобразуют в одномодальную социоматрицу взвешенных (количественных) связей, элементами которой является либо количество событий, в которых пара акторов одновременно участвует, либо количество общих участников в паре событий. Для полученных таким образом социоматриц рассчитывают простые показатели: активность участников, размер событий, достижимость акторов, плотность, взаимное пересечение акторов или событий. Другая группа методов позволяет одновременно представлять и анализировать связи между двумя множества элементов.

В табл. 9 приведена самая известная аффилиативная сеть, полученная в конце 1930-х гг Элисоном Дэвисом, Элизабет Дэвис, Барли Гарднером, Мэри Гардер Клером Дрейком в г. Натчез, штат Миссисипи, США (т. н. «Исследование южных женщин»). Данные были впервые опубликованы в 1941 г и касались участия 18 жительниц города в различных общественных мероприятиях (табл. 9, рис.9). Популярность этих данных в социальных сетей связана тем, что по предпочтению участия в одних и неучастия в других событиях акторы отчетливо разделились на два подмножества, поэтому данные десятки лет используются для валидизации новых методов анализа и отладки новых программ. Кроме того, эти данные привлекали внимание многих известных социальных исследователей, напр., Дж. Хоманса. Метаанализу различных исследований этого набора данных посвящена яркая работа Л. Фримана [60], материалы которой используются в

мультимедийных презентациях курса. Разделение акторов на два подмножества ясно видно на рис. 9.

Таблица 9

Аффилиативная сеть южных женщин [60]

	27 июня	2 марта	12 апреля	26 сентября	25 февраля	19 мая	15 марта	16 сентября	8 апреля	10 июня	23 февраля	7 апреля	21 ноября	3 августа
1. Evelyn Jefferson	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
2. Laura Mandeville	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
3. Theresa Anderson	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
4. Brenda Rogers	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
5. Charlotte McDowd	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
6. Frances Anderson	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
7. Eleanor Nye	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
8. Pearl Oglethorpe	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
9. Ruth DeSand	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
10. Verne Sanderson	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
11. Myra Liddell	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
12. Katherine Rogers	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1
13. Sylvia Alvondale	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1
14. Nora Fayette	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1
15. Helen Lloyd	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0
16. Dorothy Murchison	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
17. Olivia Carleton	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
18. Flora Price	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0

Другие примеры аффилиативных сетей, хорошо представленные в литературе, касаются членства бизнесменов в советах директоров [51], сеть связей между киноактерами на основании их совместного участия в съемках фильмов⁷ [36], сеть соавторства научных публикаций [73]. Исследования сообществ последнего типа особенно активно развиваются в последние годы, поскольку аналитики заинтересованы в понимании научных взаимодействий, а базы данных об авторстве академических журналов доступны в сети Интернет.

Аффилиативные сети можно реконструировать не только по официальным базам данных, но также по текстовым записям участия в событиях, напр., университетской жизни.

⁷ Подобные исследования основаны на международной базе данных фильмов (International movie database, <http://www.imdb.com/>), и в Интернете представлено множество работ в этой области, опубликованных в научных журналах и на популярных сайтах.

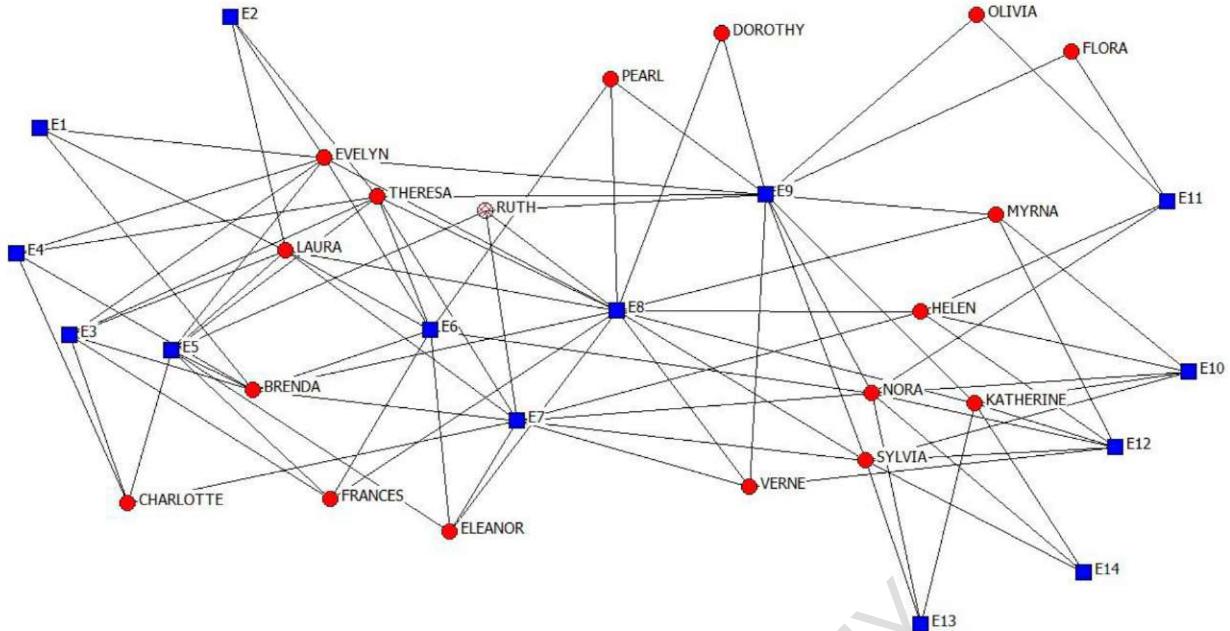


Рис. 9. Аффилиативная сеть южных женщин (акторы обозначены красными кружками, общественные мероприятия синими квадратами)

Сети социальной поддержки

Социальная поддержка является одним из основных факторов, определяющих или опосредующих успешное решение критических и повседневных проблем, а также состояние здоровья и субъективного благополучия. Ведущей темой исследований в этой области социального знания является влияние поддержки на различные переменные: устойчивость брака, здоровье, нормативность поведения, удовлетворенность различными сторонами жизни. Типичные исследования социальной поддержки основаны на опросах респондентов по поводу помощи, которую они получали от других людей и организаций [27, 35]. Социологические опросы вроде тех, что описаны в следующей теме, могут дать репрезентативные и интересные данные.

Классическим исследованием в этой области является работа Л. Беркман и Л. Сайма [38], которая включена в материалы для чтения по социальной психологии некоторых курсов, читаемых в западных университетах. Она основана на данных лонгитюдного исследования жителей калифорнийского округа Аламеда. У респондентов измерялись большое количество социальных и демографических показатели. Первый опрос проведен в 1965 г. (6928 респондентов). Статья Л. Беркман и Л. Сайма основана на данных опроса 1974 г. За прошедшие девять лет некоторые респонденты умерли. Авторы связали смертность с рядом других показателей, в том числе о наличии семьи и о социальных связях с коллегами, друзьями и религиозным сообществом.

Люди, у которых не было социальных связей, имели намного большие шансы умереть, и этот результат был особенно заметен у мужчин. Ассоциация между интенсивностью социальных связей и смертностью не

зависела от субъективной оценки физического здоровья, которую респонденты дали в 1965 году, от социально-экономического статуса и даже от практик (не) здорового поведения: курения, употребления спиртных напитков, характера питания, физической активности (см. также [49, 82])⁸.

Логика образования и развития социальных сетей

Различают формальные (заданные) и эмерджентные сообщества. Первые созданы по некоторым правилам. Например, компьютерные сети рационально проектируются, подчинены техническим законам. Эмерджентные социальные сети возникают естественным образом, они более спонтанны, пристрастны. Пример – круг друзей, сотрудники и волонтеры общественной организации, неформальные сети организаций, Всемирная паутина (сеть ссылок между документами, расположенными на различных компьютерах).

П. Монж и Н. Контрактор [71] сводят модели развития сетей к нескольким группам.

– *Теории личного интереса* (self-interest) основаны на эгоистических мотивах. В качестве примера можно привести теорию социального капитала. В версии Р. Бёрта речь идет о том, что люди целенаправленно или интуитивно инвестируют в социальный капитал свои ресурсы для получения выгод. Одной из самых красивых идей Бёрта является понятие структурных дыр [47] – разрывов в межличностных связях. Если у меня есть связи с индивидами А и В, но сами А и В между собой не связаны, я могу получить из этого обстоятельства существенные, избирательно предоставляемые или утаивая информацию и выступая посредником при передаче других ресурсов. Р. Бёрт полагает, что структурные дыры как мера «неизбыточности», разнообразия сети является основным показателем социального капитала предпринимателей. Идея о том, что разнообразие сети важнее ее размера, широко используется в других концепциях социального капитала.

– *Теории взаимного интереса и коллективного действия*. Примером является теория мобилизации Гулда (1991). Она была разработана для объяснения мобилизации волонтеров и активистов в негосударственные организации, а позднее привлекалась для объяснения недостаточного (с точки зрения западных политологов) гражданского участия женщин: их сети чаще являются «экспрессивными», чем «инструментальными» (т.е. включают больше родственников и меньше полезных карьерных контактов), и частично разрушаются во время отпуска по беременности и уходу за ребенком.

Как можно заметить, эта теория объясняет влияние наличной сети на поведение (социальное участие). Требуется определенная концептуальная

⁸ Оригинальный индекс социальных связей, использованный Л. Беркман и Л. Саймом, доступен в Интернет (зайдите поиск «berkman syme social network index»). См. также:
http://dccps.cancer.gov/brc/constructs/social_support/ss7.html . Пример опросника на русском языке см.:
<http://cito-web.yspu.org/link1/metod/met35/node46.html> .

работа, чтобы «перевернуть» эту теорию и объяснить возникновение сети привлечением новых участников.

— *Теории взаимного интереса и зависимости* представляют собой развитие идей Дж. Хоманса. Во всех модификациях этих теорий речь идет о том, что сети возникают как следствие обменов, мотивированных экономической, психологической или выгодой, и, возникнув, начинают управлять процессами обмена. В свете этих теорий власть, например, рассматривается как зависимость других людей от данного индивида. Мерой власти является доступ к альтернативным источникам.

Очевидно, что процессы обмена основаны на взаимном доверии сторон. Дж. Коулман и другие показали, что доверие само является следствием повторяющихся актов обмена. Пример Коулмана посвящен эффективности работы рынка алмазов. Сила возникающих связей повышает вероятность неэтичного поведения (мошенничества, паразитирования), но снижает мотивацию подобного поведения.

Механизмы обмена привлекались многими авторами для объяснения возникновения межфирменных сетей и альянсов, формирования финансовой элиты, феномена особой власти пересекающихся советов директоров. Разработка подобных частных теорий потребовала концептуального развития механизмов обмена. К сожалению, сложность математических моделей обмена уже превысила разумные пределы, допустимые для прикладных исследований. Ключевой проблемой остается «взаимная каузальность»: для обмена необходимы сети, а сети возникают вследствие повторяющихся обменов.

Теории заражения. В социальных и поведенческих науках давно известно, присутствие рядом, а тем более совместная работа двух или нескольких индивидов приводит к уподоблению их характеристик. В некоторых многих теориях характеристики индивида, например, атитюды [54], объясняются в терминах его или ее социальных связей. Под именем теории диффузии эти механизмы использовались для объяснения распространения нововведений, вирусов и моды (от шелковых чулок до мобильных телефонов). К сожалению, для теорий заражения и диффузии проблемой остается артикуляция конкретных механизмов передачи характеристик. В качестве таких механизмов использовались закономерности переработки социальной информации, пороговые эффекты (массовое распространение мобильных телефонов началось после того, как была достигнута критическая масса) и др.

Теории гомофилии отталкиваются от хорошо известного факта, что для сотрудничества мы выбираем людей, чем-то на нас похожих. Особенно хорошо изучены эффекты сходства по расе, возрасту, полу, образованию, профессии, интересам и ценностям. Естественные личные сети либо гомогенны, либо кластеризованы по этим признакам.

Теории гомофилии под разными именами используются в социальных науках и психологии, например, в объяснениях дружбы и симпатии. Достаточно вспомнить теорию «сходства и аттракции», т.е. идею о том,

что нам нравятся люди, похожие на нас, и мы стараемся походить на тех людей, которые нам нравятся. Гомофилия представляет собой универсальный принцип социальных отношений [70].

В работах физиков, биологов и специалистов по компьютерным сетям тенденция образования связей между акторами, имеющими сходные характеристики, называется *ассортативным связыванием* (assortative mixing).

– *Теории физического или электронного соседства* (близости) также выросли из социально-психологических исследований, убедительно показавших, что значимые для нас дружеские контакты начинались с соседства по подъезду, парте, летнему лагерю, рабочему месту. В организационных исследованиях также получены высокие корреляции между силой связей и расположением офисов. Более того, переезды офисов и отделов меняют картину коммуникаций в организации (а переезд друзей постепенно приводит к затуханию дружбы). Информационные коммуникации играют существенную роль в ослаблении действия «универсального закона соседства».

– *Теории социальной поддержки* составляют последнюю группу обсуждаемых здесь концепций. Основные исследования в этом направлении были выполнены на личных (эгоцентрических) сетях. Важные данные получены в медицине и демографии: людям, имеющим плотные личные сети, свойствен меньший риск смертности, они реже болеют, больше удовлетворены различными сторонами жизни. Потребность в установлении плотных экспрессивных (эмоциональных) сетей признается одной из важнейших человеческих потребностей.

Здесь наблюдается интересный парадокс. Чем плотнее моя сеть, тем выше мое психологическое благополучие. Однако в плотной (сплоченной) сети отсутствуют структурные дыры: то, что знает один человек в сети, знают и другие. Это снижает уменьшает мои шансы воспользоваться уникальными ресурсами и тем самым снижает уровень моей конкурентности. В работах Р. Бёрта десятилетия проводится мысль о том, что эти два механизма – заполнение и образование дыр – находятся в постоянной «борьбе», объясняющей динамизм естественных сетей. Сети со структурными дырами более полезны в рыночных условиях (хотя в совершенном рынке структурные дыры не дают преимуществ), в «патриархальных» условиях и в традиционных культурах важны сплоченные сети.

Утверждается, что социальные сети отличаются от большинства других типов сетей (технологические и биологических) транзитивностью и ассортативным связыванием (напр., [72, 83]). Однако транзитивность сети, измеряемая количеством транзитивных триад в орграфах или треугольников (triangle) в графах, может быть результатом трех локальных социальных процессов. Первый состоит в самоорганизации сети, или стремлении акторов к структурно сбалансированным отношениям (дружить с друзьями друзей). Второй процесс состоит в стремлении индивидов устанавливать связи с

популярными акторами, имеющими большое количество связей. Как следствие, сеть приобретает структуру плотного ядра и периферии с редкими связями. Большое количество транзитивных триад или треугольников возникает в ядре в силу того, что все связаны со всеми. Оба процесса носят структурный характер, т. е. связаны с эндогенной динамикой сети. Третий процесс отражает гомофилию (ассортативное связывание), или стремление акторов устанавливать контакты на основании сходства характеристик (пола, возраста, образования, профессии, интересов и ценностей). Образование транзитивных триад является побочным результатом установления связей по принципу сходства характеристик. Три упомянутых процесса концептуально обосновываются в разных социальных теориях, поэтому исследователи социальных сетей должны иметь адекватные средства репрезентации этих процессов в формальных моделях.

Эго-сети

Личные, или эгоцентрические сети, а также основные подходы к их измерению описаны в теме 1. По существу, личная сеть – это мир отношений с точки зрения одного человека, которого в научной литературе называют центральным индивидом или *эго*; тех, с кем связан *эго*, называют контактами (*alters*) или участниками личной сети [24].

Эго-сеть включает 1) самого индивида (*эго*), 2) других индивидов, с которыми он поддерживает отношения, 3) связи *эго* с этими другими и 4) связи между другими участниками сети. Личные сети классифицируют по двум основаниям – количеству контактов и радиусу связей, т. е. удаленности контактов [74]. Обычно измеряются связи единичного радиуса, т. е. непосредственные контакты индивида и связи между теми лицами, с которыми он поддерживает отношения. Ф. Паттисон выделяет три типа эго-сетей:

1) *Типичная локальная сеть* – это одноуровневая сеть единичного радиуса, называемая также зоной первого порядка. В данном случае группа индивидов, с которой связан центральный индивид (*эго*), не ограничена в размерах и обычно реконструируется с помощью наблюдения или опроса. Установлено, что для связей на уровне «знакомств» размер сети первого уровня составляет от 500 до 2000 человек, а для близких знакомств – от 2 до 67 со средним значением 19 знакомств.

2) *Ограниченнная сеть единичного радиуса*. В массовых опросах со случайным отбором индивидов количество контактов устанавливают небольшим, от 5 до 9. Такие опросы обычно проводят для оценки типичных структур личных связей в генеральной совокупности. Ограничение на количество делаемых выборов облегчает анализ данных, но снижает их достоверность. Репрезентативность выборок достигается за счет нерепрезентативности социальных связей *эго*.

3) *Сеть «снежного кома»*. Реконструкция сети данного типа начинается с одного индивида (*эго*), который называет определенное количество участников своей сети, с которыми в дальнейшем повторяют эту же

процедуру. Зона второго порядка для него включает его/ее зону первого порядка и зону первого порядка каждого из членов его/ее сети. На каждой новой стадии к прежним добавляются новые люди, все новые и новые кандидатуры [74].

Для индивида личная сеть служит источником информации, социальной поддержки, доступа к ресурсам (см. материал темы 5 о социальных сетях); она оказывает социальное влияние на социальные установки, социальную идентичность, нормы поведения и т. д. (см. [30]). В этом смысле эго-сеть может использоваться для изучения индивида и для оказания ему помощи. Кроме того, исследования личных сетей незаменимы там, где феномены возникают или проявляются во взаимодействиях между социальными силами и индивидом. Так, Б.С. Гладарев использует эгоцентрический подход для изучения коммуникативных практик, в том числе связанных с появлением новых информационных технологий (см., напр., [1]; другие работы Б.С. Гладарева доступны в сети Интернет).

Р. Бернард, П. Килворт и их соавторы разработали интересные методы оценки с помощью эго-сетей объема «скрытых популяций» – социальных групп, численность которых достоверно неизвестна, поскольку принадлежность к этим группам по разным причинам не афишируется и специальными организациями не отслеживается. Примером «скрытых популяций» (трудноисчислимых групп) являются бездомные, инфицированные ВИЧ, наркоманы, люди с криминальным поведением и др.

Методы исчисления «скрытых популяций» основаны на опросах населения. Обозначим общую численность населения t ; размер искомой группы – e ; число людей, принадлежащих к данной популяции, которых знают участники опроса, т. е. входящих в эго-сети опрошенных – m ; средний размер эго-сети обозначим c . Тогда верно равенство [68]:

$$\frac{m}{c} = \frac{e}{t},$$

откуда

$$e = \frac{mt}{c}.$$

Для исчисления «скрытых популяций» необходимо знать средний размер эго-сетей, c . Для США оценки этой величины варьируют от 250 до 5520 человек – в зависимости от использованного метода; во многих прикладных исследованиях c принимают равным 500, по данным [68] – 948.

В Беларуси такое исследование проводилось единожды в 2009 г (студенткой А. Сахар под руководством С.В. Сивухи). Использовался метод телефонной книги Л. Фримана и К. Томпсон [59] адаптированный П. Килвортом с соавторами [64]. Фамилии случайным образом отбираются из телефонного справочника. В полученном списке респондентов просят отметить фамилии, которые принадлежат кому-нибудь из родственников, друзей или знакомых. Формулу П. Килворта и соавт. можно представить следующим образом:

$$e \approx \frac{fm}{s},$$

где f – количество названных респондентом фамилий, m – количество записей в телефонной книге, s – количество записей в книге, соответствующих фамилиям, случайно отобранным в список.

В результате проведенного исследования средний объем эго-сетей городских жителей Беларуси оценен в 625 человек. Статья с изложением этого исследования готовится к печати (см. тезисы А. Сахар [22]).

Масштабное исследование скрытой популяции ВИЧ-инфицированных проведено в Украине [18]; эта публикация обсуждается на семинарском занятии.

Масштабные и репрезентативное исследование личных социальных сетей проводятся социологами. Разумеется, за репрезентативность опроса приходится платить ограниченным объемом сетей. Примером таких исследований является модуль социальных сетей, раз в несколько включаемый в General Social Survey (GSS, США) [66]. Любопытное репрезентативное исследование проведено в России в 2001 г. Оно явилось частью международного проекта International Social Survey Program. В статье Л. Хахулиной [33] описываются семейные, дружеские и соседские связи, коммуникации и взаимопомощь. Результаты излагаются в сопоставлении с материалами опроса в США, Великобритании и Чехии. Массив данных опроса можно скачать с сайта GESIS (<http://info1.gesis.org/dbksearch19/Docs.asp?no=3680>), предварительно зарегистрировавшись. Хотя данные несколько устарели, они собраны в 30 странах, охватывают 37 тыс. респондентов и могут стать основной интересных социально-психологических исследований.

Сети «тесного мира»

Выражение «Как тесен мир!» издавна использовалось в повседневном языке, и вероятность встретить знакомого человека в совершенно новом и необычно месте неправдоподобно высока. Математическая теория показывает, что длина кратчайшей цепи знакомств между двумя наугад взятыми людьми относительно невелико. Этот результат обсуждался в начале 1960-х, хотя работа была опубликована лишь в 1978 г. [75]. Яркое экспериментальное исследование «тесного мира» знакомств провел социальный психолог С. Милграм [14, гл. 17]. Он показал, что длина пути между случайно выбранными жителями США равна 6. Долгое время этот феномен использовался больше в салонных играх («шесть шагов до Кевина Бейкона», см. соответствующую статью на <http://ru.wikipedia.org/>, а также <http://oracleofbacon.org/index.php>) и в математических забавах («число Эрдёша» на <http://ru.wikipedia.org/> и <http://www.oakland.edu/enp>).

Сети этого типа привлекли серьезное внимание ученых после того, как Дункан Уоттс и Стивен Строгац показали, что множество вершин и связей между ними приобретает свойства «тесного мира» при определенном сочетании транзитивности (которая в статистической физике называется

кластеризацией) и средней длины пути при условии, что размер сети велик, а плотность мала [90]. Д. Уоттс и С. Строгац получили сети «тесного мира», добавляя к гомогенной и регулярной структуре локальные процессы. Как показал Дж. Дэвис, транзитивность является самой заметной чертой, отличающей реальные социальные сети от множества случайных связей (см. [83]).

Топология и динамика сетей «тесного мира» изучены очень хорошо [4, 36, 37, 43, 51, 53, 72, 83]. В частности, показано эффективное распространение ресурсов (напр., слухов) в таких сообществах, их устойчивость к «атаке» на случайно выбранные вершины (но не к целенаправленной атаке) и т. д. Таким образом, мы можем предсказывать поведение сети, если она будет отнесена к определенному классу. Показатели кластеризации и средней длины пути в сетях доступны в большинстве современных программ компьютерных. Современные программы позволяют генерировать случайные сети (в том числе «тесного мира») заданного объема и с заданными параметрами, и моделировать их поведение. Для социальных исследователей это важно по нескольким причинам. Акторы могут быть недоступны для проведения исследования; эмпирическая работа может быть затруднена по этическим причинам; реальная сеть может быть довольно большой и т. д. В рамках курса некоторые модели показываются в мультимедийной аудитории с помощью программ Gephi, NetLogo и др.

Открытие общих законов поведения сетей и описание свойств сетей разного типа (случайных, тесного мира, безмасштабных, иерархических и др.) позволили выйти за узкие пределы классической социометрии и привели к возникновению «сетевой науки» как новой междисциплинарной области знания.

ТЕМА 5. СОЦИАЛЬНЫЕ ПРОБЛЕМЫ И АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Сетевые механизмы социального влияния

В середине 20-го века были разработаны первые теории, объяснявшие распространение новых форм поведения, мнений, знаний и технологий от одного человека к другому, через социальные сети. В первых моделях рассматривалось только информационное влияние: акторы наблюдали за действиями и предпочтениями своих соседей и приходили к решению попробовать новшество. Эти ранние исследования *диффузии инноваций* обсуждаются в книге Э. Роджерса и Р. Агарвала-Роджерс [21].

Один из классических исследований Дж. Колмана, Э. Каца и Г. Менцеля было посвящено распространению тетрациклина среди врачей в США. Авторы построили сеть контактов между докторами и показали, что новые практики распространяются в основном не формальным, а по сетевым каналам. Перенимаемые практики были рискованными, но обладали явными преимуществами перед конкурентами, а инициатива попробовать новый продукт принадлежала довольно мобильным людям с высоким статусом.

Э. Роджерс показал, что успех инноваций зависит от сложности нового продукта и способности людей его понять; от его заметности для потенциальных пользователей; от осваиваемости, а также от его совместимости с нормами социальной системы. Похожие идеи развивает А. Бандура. Он так описывают диффузию инноваций: средства массовой информации сообщают о новых идеях и практиках, они привлекают активных потребителей СМИ, на символическом уровне распространяются через неформальные контакты и воспроизводятся уже в форме действий. Неявные знания передаются через личные примеры, наблюдение и подражание [1, с.78]. В этом описании диффузия инноваций носит статистический характер: если новые представления и практики захватили заметную часть населения, общество меняется. Прямой перенос теоретической модели А. Бандуры на общественную жизнь, поскольку социальные группы и организации часто имеют очевидные границы, их «популяции» более гомогенны (и отличны от других групп), а поведение индивидов формализовано и подчинено отношениям власти.

В работах по распространению заразных заболеваний используются, в сущности, простые модели диффузии [86]. Вероятность заразиться зависит от количества контактов актора с другими. Роль локальной топологии (структурных свойств отдельных фрагментов сети) моделируется современными статистическими методами – экспоненциальными моделями случайных графов (ERGM). Изучается также роль индивидуальных характеристик. (В книге Т. Валенте интересно обсуждение этических и технических проблем исследований в области здоровья, а также рисунки, которые будут показаны в мультимедийной презентации).

Как отмечают Д. Изли и Й. Кляйнберг [53, ch. 19], свойственная социальным сетям гомофилия выступает препятствием для распространения

инноваций, поскольку люди общаются с теми, кто обладает похожими характеристиками, а новые практики приходят извне и нарушают нормы, принятые в сплоченных сообществах. Понимание этого обстоятельства привело к усложнению моделей диффузии. В частности, Д. Сентола и М. Майси показали, что «сила слабых связей» (см. ниже) проявляется только в случае простого заражения. Однако часто принятие новшеств требует одобрения со стороны окружения, другими словами, требует сопротивления большинству. Скажем, переход к другому оператору мобильной связи будет сильно затруднен, если все знакомые и друзья пользуются услугами старого оператора. Возможны и другие препятствия принятию нововведения (побочные эффекты, рискованность технологий и т.д.). С усилением подобных порогов «слабые связи» становятся скорее препятствием инновациям [48].

Д. Изли и Й. Кляйнберг обсуждают и другие проблемы диффузии инноваций, используя термины политологии и социальной психологии (коллективное действие, «плураллистическое невежество» и др.). Некоторые модели реализованы в программе NetLogo, и социальные психологи могут моделировать вполне реалистические процессы.

Социальные сети в экономической социологии

Этот небольшой фрагмент служит скорее анонсом богатой коллекции материалов на российском федеральном образовательном портале «Экономика. Социология. Менеджмент» (<http://ecsocman.hse.ru/>), на котором собраны богатые ресурсы по анализу социальных сетей. На сайте доступны хорошие тексты на русском языке. В частности, в электронном журнале «Экономическая социология» (<http://ecsoc.hse.ru/>) публикуются оригинальные исследования, переводы влиятельных работ зарубежных авторов, обзоры, интервью и т.д. Некоторые материалы используются в учебной программе курса и в данном УМК. В 2009 г. журнал опубликовал на русском языке известную статью М. Грановеттера (1973), посвященную силе «слабых связей» и написанную по материалам докторской диссертации автора.

Эмпирическое исследование М. Грановеттера было посвящено источникам информации о новой работе. Выяснилось, что люди часто узнают о хорошем месте работы из личных контактов, а не из объявлений, и «из тех, кто нашёл работу при помощи личных контактов, 16,7 % сказали, что они виделись со своим контактным лицом часто; 55,6 % — иногда; 27,8 % — редко (N = 54)» [6, с. 41]. Если определить сильные межличностные связи как стабильные и прочные (родственники и друзья), а слабые как непродолжительные и поверхностные контакты (со знакомыми и знакомыми знакомых), становится очевидным превосходство слабых связей. На первый взгляд, это противоречит здравому смыслу, однако М. Грановеттер предлагает элегантное социологическое и сетевое объяснение. Люди, между которыми существуют сильные связи, похожи друг на друга и, следовательно, обладают похожей (избыточной) информацией. Напротив, слабые связи несут

необычную, новую информацию и тем самым способствуют продвижению актора, выступают средством социальной мобильности.

Долгое время тезис М. Грановеттера считался неопровергимым. Многочисленные исследования подтверждали его истинность в разных областях, где новая информация является ценным ресурсом. Поисковая система предложит вам большое количество популярных сайтов с изложением идей М. Грановеттера. Представления о силе слабых связей были развиты Р. Бёртом, влиятельным американским социологом и теоретиком бизнеса, и приобрели форму тезиса о важности «структурных дыр» в сетях тех, кто стремится к успеху [47]. Согласно Р. Бёрту, личные сети предпринимателей отличаются большим количеством структурных дыр, от отсутствием связей между теми, с кем связан эго. Последний служит «мостом» между своими знакомыми и партнерами, и эта позиция дает ему уникальную информацию и конкурентные преимущества. Поскольку в естественных социальных сетях структурные дыры имеют тенденцию к «самозаполнению» (знакомые эго могут случайно встретиться, узнать об общем контакте и познакомиться), предприниматель должен поддерживать некоторый минимальный уровень структурных дыр в своей сети. Разрушать связи между своими знакомыми довольно рискованно и может иметь негативные последствия, поэтому предприниматель должен заводить новые контакты с людьми, которые не связаны с его сетью. Идея структурных дыр популярно изложена в статье [16]. Популярные компьютерные программы для анализа социальных сетей рассчитывают различные показатели структурных дыр.

Ограниченност тезиса М. Грановеттера была показана выше, при обсуждении диффузии инноваций. Когда речь идет о личностно значимых вопросах, люди склонны полгаться на прочные, сильные связи. Эта аргументация изложена в работах Д. Кракхарда, доказывающего, что сильные связи незаменимы («сильны»). Возможно, социальные исследователи смогут показать ошибочность тезиса о структурных дырах.

Социальный капитал

Классические работы Дж. Колмана и П. Бурдье, посвященные социальному капиталу, привлекли внимание академического сообщества в конце 1980-х гг. Спустя 15 лет это понятие стало вторым по важности и частоте использования (после глобализации) в социальных науках (Fine, 2004) и, пожалуй, еще более размытым.

Хаос в определениях заметен даже при беглом взгляде. Как правило, авторы начинают с цитирования несопоставимых определений Дж. Колмана, П. Бурдье и Р. Патнэма, а далее либо считают вопрос закрытым, либо добавляют собственную дефиницию, удобную для изложения полученных результатов. Обычно определения эти запутанны и включают структурные (сеть) и культурные (доверие, нормы) элементы, связи между которыми нужно пояснить.

Вторая проблема связана с отсутствием ясной концепции. Классические подходы не соизмеримы. У Дж. Колмана [9] социальный капитал выступает как средство рационального решения проблемы ограниченных общественных благ и последствий эгоистического поведения индивидов. Для П. Бурдье [2] социальный капитал есть инструмент принуждения и власти и является смягчающим понятием для социальной стратификации.

Критики указывают на неизбежную тавтологию в понимании социального капитала как общественного или коллективного блага [76]. Отсутствие концептуальной работы особенно заметно в литературе по социальному капиталу организаций. Порой под этой рубрикой обсуждается все, что автор знает об организационных феноменах: внутри- и межорганизационные сети, доверие, организационная культура, идентичность и преданность и др.

Выбор средств измерения социального капитала остается целиком вопросов вкуса. Одна из обзорных работ содержит десятки индикаторов, связь которых с ключевым понятием не всегда раскрывается: бюджет времени, социальная мобильность, количество детей в семье, участие в выборах, доля возвращенных прохожими «потерянных» бумажников и т.д. [88]. В известной работе Р. Патнема [77] используется 14 не связанных между собой показателей. Самым распространенным показателем социального капитала служит агрегированное межличностное доверие, но вопрос опросника о доверии смешивает доверие и доверчивость, не учитывает динамичной природы доверия и причинно-следственных связей. Доверие выступает одновременно в качестве ресурса (источника) и результата социальной активности.

Открытым остается вопрос об эффектах социального капитала. Утверждения о его благотворном воздействии в литературе доминируют, хотя в парадоксальной форме. Часто авторы констатируют социальную проблему и находят объяснение в недостатке социального капитала [77]. Обнаружив провал социальной или экономической программы в развивающейся стране, они обычно рекомендуют усовершенствовать законодательство, борясь с коррупцией и поддерживать третий сектор. Парадокс состоит в том, что легче зафиксировать (и связать с предполагаемыми следствиями) отсутствие доверия, социальное исключение и уклонение от участия, чем наличие форм социального капитала и его позитивные следствия [80].

В популярности понятия Б. Файн видит проявления экономического империализма, экономической колонизации других социальных наук [55]. Политическую причину экспансии концепций социального капитала он усматривает в крахе «Вашингтонского консенсуса» Всемирного банка, ориентированного (до середины 1990-х) на экспорт западной модели свободного рынка и демократии в развивающиеся страны. «Поствашингтонский консенсус» с помощью обновленных концепций СК позволяет обосновать регулирующее участие государства, смягчающее

недостатки рынка, и одновременно объяснить неудачи интервенций политических и экономических интервенций в развивающийся мир [29, 55].

Понимание социального капитала как индивидуального блага (ресурса) как будто свободно от подобных концептуальных проблем. Социальный капитал определяется как количество и качество социальных связей индивида, которые могут быть использованы им или ею для получения экономических, социальных и психологических преимуществ. Здесь ясно различаются причины (количество и качество межличностных связей) и следствия (социально-экономический статус, доход и удовлетворенность жизнью). Социальный капитал измеряется через наличие связей с другими людьми и наличие ценных ресурсов у этих людей. Усреднение показателей индивидуального социального капитала для социальных групп дает возможность изучать социальное неравенство по различным основаниям.

Все показатели индивидуального социального капитала основаны на методах измерения состава или структурных характеристик личных сетей. В «генераторе позиций» [65] регистрируются связи респондентов с представителями определенных профессий. Список включает профессии, различающиеся по престижу, и отражает социальную иерархию. Чем больше, разнообразнее и престижнее в профессиональном отношении круг родственников, друзей и знакомых индивида, тем больше ее или его социальный ресурс. Однако этот показатель имеет ограниченную ценность для измерения социального капитала людей, имеющих высокий социальный статус. Возможности председателя совета директоров крупного банка едва ли расширятся, если он или она будет поддерживать знакомства с водителем грузовика, работником почты, парикмахером или неквалифицированным рабочим.

Более прост метод измерения индивидуального социального капитала, предложенный М. Ван Дер Гаагом и Т. Снийдерсом, – «генератор ресурсов» [87]. Респондентов спрашивают, знают ли они кого-то, кто обладает определенным ресурсом (знаниями, навыками, статусной должностью, деньгами, доступом к СМИ и др.), и, если знают, то кого именно – члена семьи, друга или знакомого. Полученные данные имеют ясную интерпретацию, поскольку дают представление о доступе индивида к ресурсам через посредство личных связей. Список ресурсов, предложенный М. Ван Дер Гаагом и Т. Снийдерсом, отражает представления социологов о значимых областях жизнедеятельности: частная продуктивная деятельность, личные отношения, личный отдых, социальная продуктивная деятельность и социальные отношения.

Неоднородность показателей индивидуального социального капитала отражает неоднородность измеряемого конструктора. Ван Дер Гааг и Снийдерс и эмпирически выделили четыре формы индивидуального социального капитала: объем сети, разнообразие сети, доступность ресурсов (у участников сети), престиж (связи со статусными другими). На данных, полученных с помощью только генератора ресурсов, были получены другие шкалы. Они измеряют индивидуальный социальный капитал, связанный с

престижем и образованием, политическими и финансовыми навыками, личными навыками и личной поддержкой [87].

Приведем данные о ресурсном индивидуальном социальном капитале, полученные в опросе по национальной репрезентативной выборке в рамках проекта ПРООН «Содействие общественному влиянию женщин в Республике Беларусь» (1106 чел.) Использовались индикаторы индивидуального социального капитала Ван Дер Гаага и Снийдерса. Респонденты указывали возможность получения ресурсов через посредство личных связей и отмечали характер этих связей: родственники, друзья или знакомые.

Таблица 10

Распределение ответов о доступности ресурсов через посредство социальной сети, по социальным стратам (в %, цит. по [26])⁹

Социальная страта	Статус и влияние				Неспецифические знания			Финансовые и юридические знания		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Руководители и владельцы (<i>N</i> =70)	50	27	36	75	63	90	82	63	71	77
Специалисты (<i>N</i> =185)	46	35	32	60	72	91	86	72	77	71
Индивидуальные предприниматели (<i>N</i> =48)	65	32	50	96	75	94	85	96	94	94
Служащие (<i>N</i> =71)	42	33	33	53	56	85	77	72	75	65
Квалифицированные рабочие (<i>N</i> =310)	30	21	19	32	44	75	56	49	64	50
Неквалифицированные рабочий (<i>N</i> =95)	20	10	19	31	31	57	49	51	57	47
<i>Всего</i>	38	25	27	48	54	80	68	61	70	61

Из рассмотренных теорий социального капитала две – Р. Бёрта, а также М. Ван Дер Гаага и Т. Снийдерса – основаны на понятиях социальных сетей.

⁹ Обозначения индикаторов: Социальный капитал в форме статуса и влияния: 1 – «Знаете ли Вы кого-нибудь, кто зарабатывает более 500 условных единиц в месяц?», 2 – «...связан с газетами, радио, телевидением?», 3 – «...работает в руководстве города, района?», 4 – «...руководит организацией или владеет фирмой?». Социальный капитал в форме неспецифических знаний: 5 – «...может говорить или писать на иностранных языках?», 6 – «...умеет работать на персональном компьютере?», 7 – «...читает профессиональные журналы?». Социальный капитал в форме экономических и юридических знаний: 8 – «...хорошо знает законы и нормативные документы?», 9 – «...разбирается в финансовых вопросах (налогах, кредитах и т.д.)?», 10 – «...в случае необходимости даст совет по юридическим вопросам?»

ТЕМА 6. ПЕРСПЕКТИВНЫЕ ТЕМЫ В АНАЛИЗЕ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Анализ социальных сетей в персонологии

Личность – основной и, вероятно, самый сложный объект современной психологии. В силу сложности понятие личности не поддается ясному и общепринятыму определению. Будем понимать под ней *структуру индивидуально специфичных качеств, которые отвечают за согласованность поведения*. Развитие персонологии в последние 30 лет шло в двух основных направлениях. В рамках первого предпринимались попытки выделить новые единицы анализа («элементы» личности). Замысел состоял в том, чтобы найти не только теоретическую, но и операциональную замену личностным чертам. Большие надежды возлагались на когнитивные и мотивационные единицы, которые могли бы объяснить целенаправленное поведение индивида: жизненные планы, жизненные задачи, жизненные сценарии, личные проекты, возможные Я и Я-схемы. Новые единицы способствуют концептуальному развитию персонологии, хотя возможности их измерения ограничены.

Второе направление связано с моделированием структуры личности. В эндогенных моделях доминирует атрибутный подход, в котором выставались связи между чертами или подобными им индивидуальными качествами, часто по образцу других сложных систем – языка и нарратива. Укорененность личностных черт в языке поставила на повестку дня вопрос об универсальности и устойчивости структуры личности. Здесь исследователям может помочь АСС. Как было показано в предыдущих темах, эта методология способна извлекать порядок из хаоса, моделировать целостную *структур*, ее паттерны и закономерности. В персонологии это дает возможность перейти от спекуляций по поводу структуры личности к эмпирическим исследованиям.

В следующем примере используются данные из статьи [12], посвященной устойчивости системы личностных конструктов. Методом триад выявлены биполярные личностные конструкты. Для определения важнейших смысловых образований личности Е.П. Крупник и Е.Н. Лебедева применили метод Хинкла для построения импликативной решетки. Испытуемому предлагали вообразить, что по определенному качеству однажды он изменился, и теперь его лучше описывает противоположный полюс конструкта. Далее испытуемый указывал, какие изменения в других конструктах вызвало данное изменение. В табл. 11 система конструктов представлена в форме социоматрицы, а на рис. 10 – в форме орграфа.

В табл. 12-13 представлены результаты простейших методов анализа сети – показатели центральности и разбиение сети на структурно эквивалентные классы акторов.

Таблица 11

Импликативная решетка Хинкла [12, с. 17]

Конструкт (левый полюс)	№	Номера конструктов																						
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Активный	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
Умный	2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0
Скромный	3	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Разговорчивый	4	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
Агрессивный	5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
Стройный	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Независимый	7	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
Вспыльчивый	8	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Бесхитростный	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0
Прямой	10	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0
Сексуальный	11	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1
Высшее образование	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Любит изыск. одеваться	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
Ревнивый	14	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Любит производить впечатл.	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Хорошие отношения в браке	16	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Бескорыстный	17	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
Веселый	18	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1
Ненавязчивый	19	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
Романтичный	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
Не карьерист	21	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
Добросовестный	22	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Оптимист	23	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0

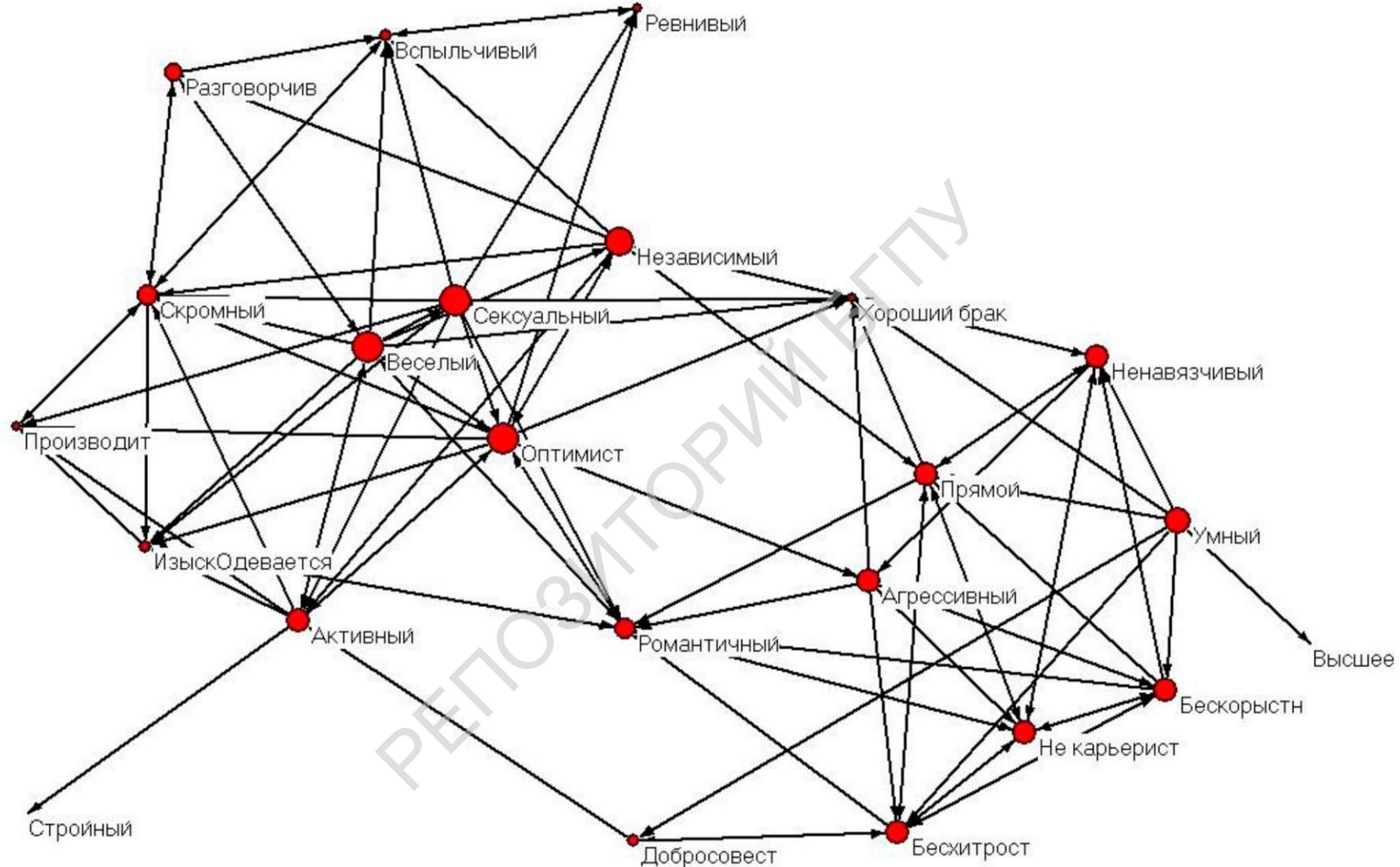


Рис. 10. Орграф импликативной решетки (диаметр вершин пропорционален степени исхода, т.е. влиянию конструктов на другие качества)

Таблица 12

Показатели центральности конструктов в решетке Хинклера

№	Конструкт	Степень исхода	Степень захода	Посредничество	Власть исхода	Власть захода
1	Активный	,273	,227	0,083	3,970	3,755
2	Умный	,318	,000	0,000	6,592	0,000
3	Скромный	,182	,364	0,137	0,838	7,773
4	Разговорчивый	,136	,136	0,072	1,974	3,891
5	Агрессивный	,227	,136	0,034	6,146	3,715
6	Стройный	,000	,045	0,000	0,000	0,852
7	Независимый	,364	,182	0,127	6,365	4,748
8	Вспыльчивый	,091	,273	0,052	0,210	5,620
9	Бесхитростный	,227	,273	0,066	6,272	4,643
10	Прямой	,227	,273	0,035	5,953	5,491
11	Сексуальный	,409	,045	0,001	4,742	1,056
12	Высш. образов.	,000	,045	0,000	0,000	0,005
13	Любит изыск. одеваться	,091	,273	0,070	1,256	6,833
14	Ревнивый	,045	,136	0,001	0,052	2,652
15	Любит произв. впечатл.	,045	,227	0,004	0,194	5,537
16	Хорош. отнош. в браке	,045	,364	0,018	1,440	6,653
17	Бескорыстный	,227	,182	0,010	6,971	3,429
18	Веселый	,455	,182	0,166	7,642	4,658
19	Ненавязчивый	,227	,227	0,041	6,120	4,633
20	Романтичный	,182	,364	0,202	5,334	7,900
21	Не карьерист	,227	,273	0,085	7,121	6,755
22	Добросовестный	,091	,091	0,021	2,320	1,057
23	Оптимист	,455	,227	0,104	7,544	5,014

Примечание: ячейки, содержащие высокие значения показателей, выделены желтым цветом, низкие значения – голубоватым цветом.

Изучение рисунка позволяет выделить два региона. В левом доминируют три качества, отражающие представления о себе как о привлекательном человеке (сексуальный, веселый, оптимист). Похожие результаты дает таблица структурной эквивалентности. В ней две полярные группы качеств: сексуальность-напористость и прямота-бесхитростность. Изучение рисунка сети позволяет выделить конструкты, занимающие центральное и периферическое положение. Вывод о роли конструктов (супер- или субординатности) можно сделать по данным таблицы 12. Показатели власти (по Бонасичу) ближе по смыслу к супер/субординатности по Хинклу, чем другие индексы.

Опираясь на эти данные, можно попытаться написать заключение о личности испытуемого. В частности, некоторое представление, более целостное, чем сама решетка Хинклера (табл. 11), позволяет получить рисунок 11. Однако задача подготовки целостного заключения все равно остается трудной. Понимание процессов, происходящих в личности испытуемого, может быть облегчено с помощью изучения локальных процессов в сети. О

таких процессах дает представление анализ триад. Эти идеи представлены в мультимедийной презентации к теме 6.

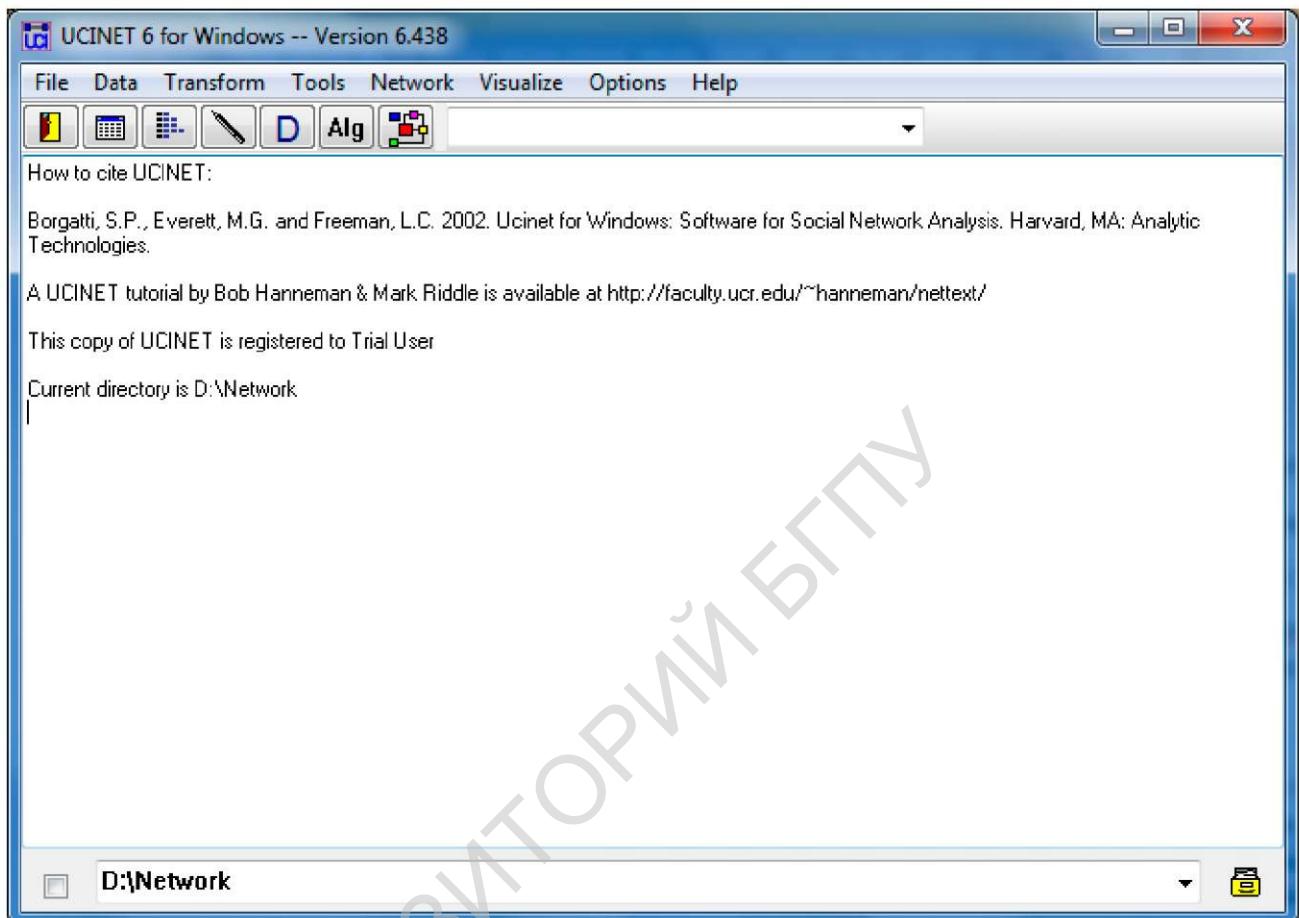
		1	2	1	1	1	2	1	1	2	1	1	1	1	2																
		1	4	8	7	3	1	5	3	6	3	0	6	8	4	2	2	2	5	0	9	9	7	1							
		A	P	B	N	O	C	P	S	S	I	R	X	V	R	D	B	U	A	P	B	N	B	N							
1	Активный				1	1		1	1	1	1																				
4	Разговорчивый				1			1				1																			
18	Веселый	1	1			1	1	1	1	1	1																				
7	Независимый	1	1			1		1				1	1								1	1									
23	Оптимист	1		1	1			1	1	1	1	1	1	1	1				1												
11	Сексуальный	1			1		1	1	1	1	1	1	1	1	1																
15	Производит							1																							
3	Скромный		1					1	1			1																			
6	Стройный																														
13	Изысканно							1				1																			
20	Романтичный			1	1				1															1	1						
16	Хороший брак				1																										
8	Вспыльчивый								1								1														
14	Ревнивый																1														
22	Добросовестны	1																					1								
12	Высшее																														
2	Умный										1	1			1	1						1	1	1	1						
5	Агрессивный										1	1			1							1	1	1	1						
10	Прямой										1	1			1								1	1	1	1					
9	Бесхитростный										1				1							1		1	1	1					
19	Ненавязчивый					1					1				1						1	1		1							
17	Бескорыстный										1				1							1	1	1	1	1					
21	Не карьерист																				1	1	1	1	1						

Рис. 11. Структурная эквивалентность вершин в решетке Хинкла

ПРАКТИЧЕСКИЙ РАЗДЕЛ

1. ОСНОВНОЕ ОКНО UCINET

При запуске программы возникает следующее окно:



В этом окне указаны правила ссылки на UCINET, адрес «учебника» по UCINET Р. Ханнемана и М. Ридла на английском языке в интернете, информация о лицензии и месторасположение программы. Вводное руководство пользователя доступно по адресу: <https://docs.google.com/viewer?a=v&pid=sites&srcid=ZGVmYXVsdGRvbWFpbnx1Y2luZXRzb2Z0d2FyZXxneDozOTBmNWE0ZWIxNWY1NTA5> (C. Боргатти, М. Эверетт и Л. Фриман).

В верхней части окна, под строкой меню, расположены кнопки, соответствующие часто используемым функциям. В частности, нажатие кнопки (Exit) позволяет выйти из программы; кнопка запускает **редактор матричной таблицы данных** (Matrix spreadsheet editor), в котором можно вводить и редактировать данные; кнопка (Visualize network with NetDraw) запускает **NetDraw – программу визуализации сетей**. Программа NetDraw распространяется свободно; ее можно установить и запустить независимо от UCINET.

В нижней части окна расположена кнопка . Она позволяет устанавливать рабочую папку, из которой по умолчаниючитываются файлы

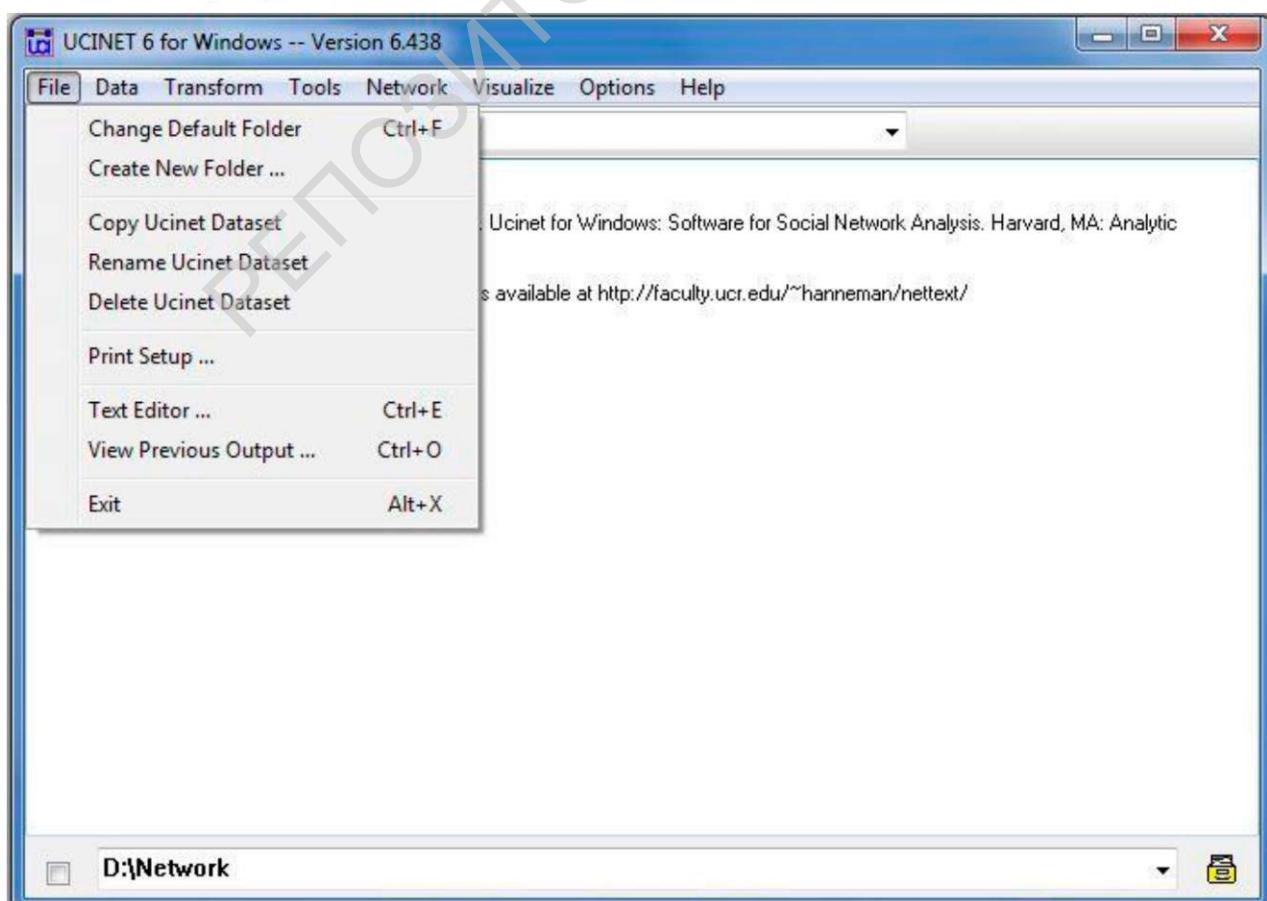
данных и куда записываются результаты анализа. Информация о рабочей папке, установленной по умолчанию, приведена в строке внизу окна. В данном примере установлена папка D:\Network. Когда вы будете анализировать свои данные, разумно выбрать папку, в которой они находятся.

2. МЕНЮ

Меню включает 8 основных разделов. Многие команды этих разделов предполагают знание матричной алгебры, теории графов и методов анализа сетей. Некоторые команды будут иллюстрироваться на лекциях. Большая часть других команд для курса избыточна. При необходимости справку о них можно получить из помощи к программе (на англ. яз.), из имеющихся руководств или у преподавателя. Особенно важные функции и команды выделены полужирным шрифтом.

Раздел меню File содержит команды операций с файлами. В нем можно:

- установить рабочую папку по умолчанию (то же, что кнопка в нижней части основного рабочего окна);
- создать новую папку;
- скопировать, переименовать и удалить файл данных UCINET;
- задать опции для печатания;
- открыть текстовый редактор («Блокнот»);
- открыть предыдущие результаты анализа;
- выйти из программы.



Раздел меню Data позволяет совершать операции с файлами данных:

- **Data editors** (редакторы данных) открывает редактор матриц MS Excel (в предыдущих версиях была лишь возможность импорта данных из MS Excel), собственный, удобный редактор данных матричной формы (Matrix editor = spreadsheet, см. ниже) и табличный редактор для работы с данными, введенными в формате текста (формат DL).
- **Make star graph** создает направленную или ненаправленную сеть заданного объема со «звездой» (актором, имеющим максимально возможную степень).
- **Random** (случайные сети) генерирует случайные матрицы нескольких типов, в том числе с фиксированными суммами количества связей по столбцу и строке, случайные графы Бернулли и Эрдоша-Ренни, важные для анализа сложных сетей.
- **Import Excel** импортирует данные, введенные в программе MS Excel.
- **Import text files** импортирует данные, введенные в текстовом формате некоторых других программ для ACC, в том числе в формате DL (UCINET) и Pajek.
- **Export** экспортирует матрицы в форматы других программ, в том числе Pajek и MS Excel.
- **CSS** преобразует данные о «когнитивных сетях», известных в нашей стране под «именем автосоциоматриц», когда каждый участник оценивает связи между всеми участниками сети.
- **Browse** – просмотр данных из файлов.
- **Display** показывает данные о сети в текстовом редакторе.
- **Describe** дает описание файла данных UCINET, в том числе размерность, ярлыки строк и столбцов и др.
- **Filter/Extract** извлекает из файла данных указанные фрагменты (напр., основные компоненты, это-сеть указанного актора, главную диагональ и др.).
- **Remove** удаляет *изолированные и висячие* вершины.
- **Unpack** извлекает матрицу (граф) из сети с множественными отношениями.
- **Join** объединяет данные (строки, столбцы, матрицы) в одну сеть.
- **Match Net and Attribute dataset** объединяет в один файл данные о связях в сети и о характеристиках (атрибуатах) акторов.
- **Match Multiple Datasets** объединяет матрицы данных или находит пересечение между ними; предполагается, что строки и столбцы объединяемых матриц поименованы.
- **Sort Alphabetically** упорядочивает строки и/или столбцы по алфавиту.
- **Sort by Attribute** упорядочивает строки и/или столбцы по атрибутам акторов.
- **Permute** переставляет строки и/или столбцы матрицы в указанном порядке.
- **Transpose** транспонирует матрицу (преобразует строки в столбцы и наоборот).

- **Attribute to matrix** создает матрицу из атрибутов акторов.
- **Affiliations** (2-mode to 1-mode) – создает одномодальную сеть из бимодальной.
- **Matrix to Vector** – превращает матрицу в вектор (фактически, в перечень связей между парами акторов).
- **Subgraphs from partitions** извлекает подграфы согласно *разбиению* (partition), т.е. индикатору подгрупп (подграфов).
- **Create Node Sets** создает множества вершин (акторов) по вектору характеристик (атрибутов) и заданному значению.
- **Reshape matrix** изменяет форму (размерность) матрицы данных.

Раздел меню Transform позволяет преобразовывать данные. Этот раздел меню обсудим вкратце, поскольку некоторые функции используются редко и при работе со сложными данными. Важными для прикладного анализа являются следующие функции (по поводу сложных преобразований консультируйтесь у преподавателя):

- **Dichotomize** превращает матрицу данных в дихотомическую и, следовательно, применять к сложным взвешенными матрицами простые методы анализа.
 - **Symmetrize** преобразует несимметричную матрицу (орграф) в симметричную (граф).
 - **Transpose** превращает столбы в строки и наоборот (также в разделе меню Data).
 - **Normalize** нормализует элементы матрицы, или строк, или столбцов несколькими способами. Например, преобразует элементы в z-оценки, устанавливает сумму по строкам (столбцам) равной 100, устанавливает среднее равным 0 и т.д.
 - **Recode** перекодирует элементы матрицы, строк или столбцов согласно заданному правилу. Функция полезна для преобразования больших матриц.
 - **Diagonal** преобразует или извлекает диагональные элементы матрицы. Так, для классической социометрии диагональные элементы равны 0.
 - **Rewire** случайным образом перемещает связи одних акторов к другим, например, для того, чтобы максимизировать (минимизировать) коэффициент кластеризации и среднее расстояние между вершинами. Эта функция полезна для изучения случайных графов и сетей тесного мира.
 - **Matrix Operations** – набор операций матричной алгебры.
 - **Graph Theoretic** – различные преобразования графов и матриц.
- Например, социоматрицу можно превратить в матрицу инциденций.
- **Egotize** – по заданному правилу извлекает эгоматрицу из социоматрицы.

Раздел меню Tools объединяет некоторые статистические операции над матрицами (в основном описательные статистики и общестатистические методы, не специфичные для реляционных данных):

- **Consensus Analysis** – анализ согласия между респондентами (метод объяснения индивидуальных различий).
- **Cluster Analysis** – некоторые методы кластерного анализа матриц.
- **Scaling/Decomposition** – методы снижения размерности данных (метрическое и неметрическое многомерное шкалирование и факторный анализ, декомпозиция матрицы на сингулярные значения и др.).
- **Similarities** (e.g., correlations) – различные меры статистической связи между строками и столбцами матрицы.
- **Dissimilarities & Distances** – меры несходства (расстояний) между строками (столбцами).
- **Univariate Stats** – стандартные одномерные описательные статистики для строк (столбцов, матриц).
- **Frequencies** – анализ частот по строкам (столбцам, матрице).
- **Count combinations** – подсчет количества паттернов в строках матрицы.
- **Testing Hypothesis** – процедуры проверки статистических гипотез о вершинах графа и о связях между элементами матрицы (напр., корреляция между элементами матриц и между матрицами – процедура «квадратичного размещения», QAP, а также регрессионный анализ).
- **Matrix Algebra** – операции матричной алгебры.
- **Scatterplot** – построение диаграмм рассеяния.
- **Dendrogram** – построение дендрограмм.
- **Tree Diagram** – построение «дерева».

Раздел меню Network – основной для прикладного анализа сетей, в нем собраны основные методы анализа сетей.

- **Multiple Measures** строит таблицу (набор) показателей для матриц и для вершин. Эту команду рекомендуется осваивать после знакомства с командами, перечисленными ниже.
- **Cohesion** – анализ «сплоченности» (связности) сети : показатели плотности сети, транзитивности, коэффициент кластеризации , анализ гомофилии (связанности вершин с похожими атрибутами), показатель реципрокности, геодезические (кратчайшие) расстояния, показатели достижимости и связности вершин и др.
- **Regions** выделяет регионы сети: компоненты, бикомпоненты, k -ядра.
- **Subgroups** выделяет «сплоченные подгруппы» (клики, n -клики, кланы, n -кланы, k -плексы, лямбда-множества, подгруппы по Джирвану-Ньюману).
- **Paths** находит пути между двумя вершинами.
- **Ego Networks** рассчитывает показатели для эго-сетей: плотность, меру гомофилии, структурные дыры и др.
- **Centrality and Power** рассчитывает показатели центральности вершин (по степени, близости, посредничеству, собственному значению матрицы и т.д.)
- **Group Centrality** рассчитывает показатели групповой центральности.
- **Core/Periphery** выделяет ядро и периферию в сети, используя категориальную и непрерывную модель.

- **Roles and Positions** анализирует структурную/регулярную *живучесть* вершин графа.
- **Triad Census** выполняет *перепись триад* (подсчитывает количество триад разного типа).
 - **Balance counter** рассчитывает показатель *баланса* в орграфе.
 - **Compare densities** сопоставляет плотности графов.
 - **2-Mode networks** анализирует *бимодальные сети*.

Раздел меню Visualize запускает три программы визуализации: NetDraw, Mage и Pajek. Первая программа обсуждается ниже (раздел 5).

Раздел меню Options содержит установки программы, которые можно менять. Здесь эти возможности не рассматриваются.

Из раздела меню Help можно вызвать файл помощи и онлайн-руководство к программе, написанное Р. Ханнеманом и М. Ридлом.

3. ФАЙЛЫ ДАННЫХ И РЕЗУЛЬТАТОВ UCINET

Каждый набор данных в UCINET состоит из двух файлов:

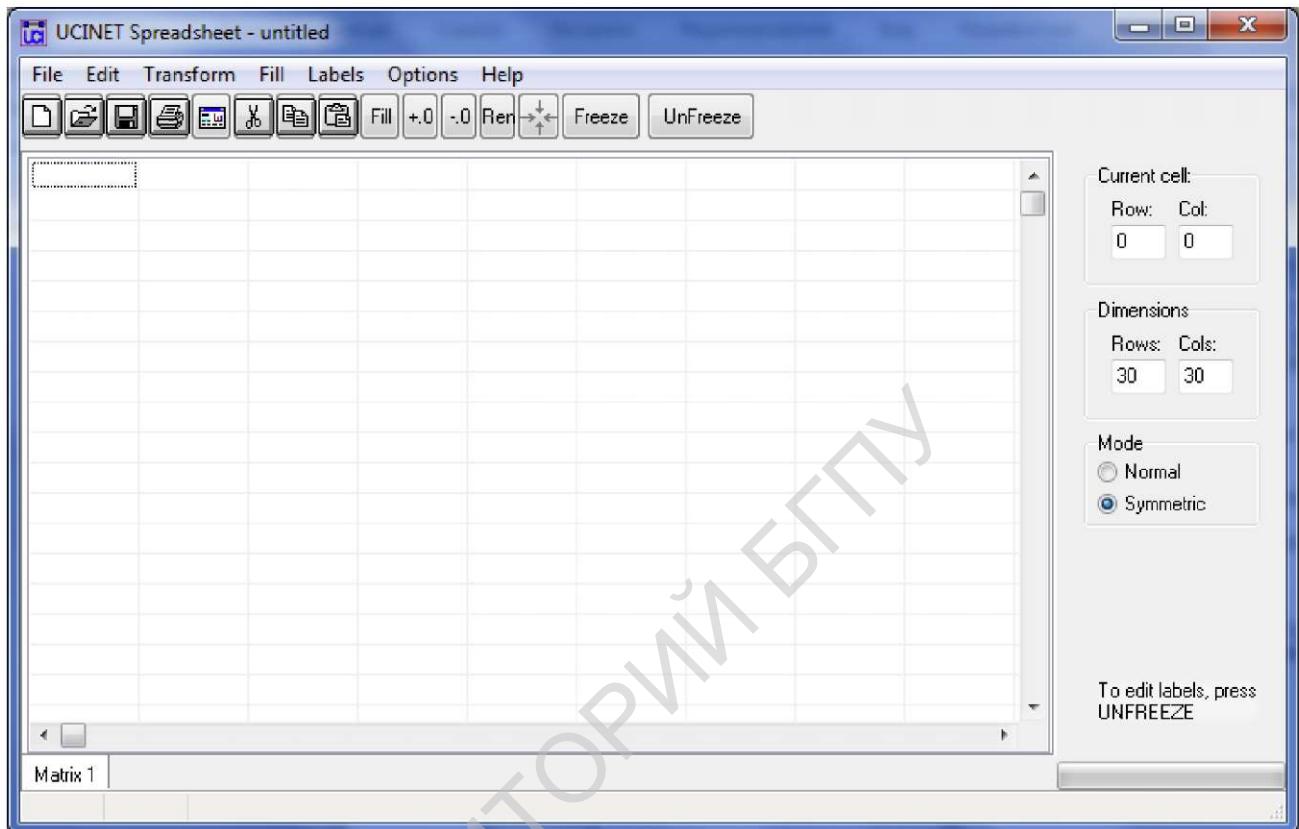
- файл с расширением ##d – собственно данные (матрица в особом формате);
- файл с расширением ##h – служебная информация о данных.

Если вы хотите скопировать или переслать данные, нужно выбирать **оба файла**, имеющие одинаковое имя, но разные расширения. UCINET выполнит выбранный метод анализа, если в папке находятся оба файла. При упоминании данных в литературе ссылаются на файл с расширением ##h.

Результат анализа представлен в следующих файлах: ASCII файле результатов (сохраняется в формате txt) и в паре файлов данных (обычно это преобразованная матрица данных или матрица рассчитанных показателей) в формате UCINET с расширениями ##h и ##d.

4. ВВОД ДАННЫХ В РЕДАКТОРЕ МАТРИЧНОЙ ТАБЛИЦЫ (SPREADSHEET EDITOR)

Запуск редактора данных открывает электронную таблицу, похожую на Excel:



Пусть мы планируем ввести следующую матрицу знакомств между восемью индивидами:

Имена	Таня Ч.	Юля Г.	Анна Д.	Максим Б.	Женя М.	Женя Р.	Иван А.	Алеся Ш.
Таня Ч.	x	0	0	0	0	1	0	2
Юля Г.	0	x	4	3	1	3	4	0
Анна Д.	0	4	x	4	0	4	5	0
Максим Б.	0	3	4	x	0	4	4	0
Женя М.	0	1	0	0	x	3	2	2
Женя Р.	1	3	4	4	3	x	3	0
Иван А.	0	4	5	4	2	3	x	0
Алеся Ш.	2	0	0	0	2	0	0	x

Матрица симметричная и взвешенная (сила связей измеряется по шкале 0-5). Участники поименованы.

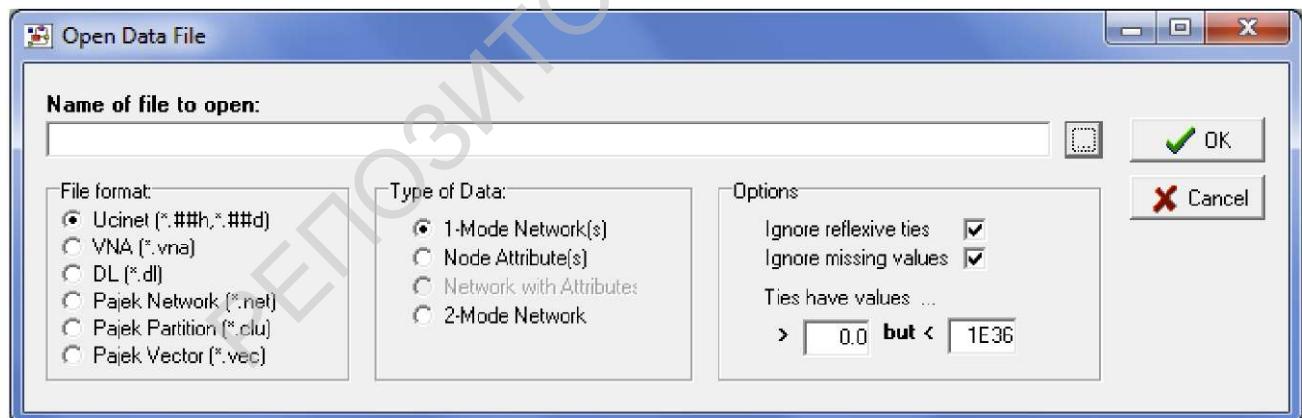
В редакторе данных справа зададим размерность (Dimensions), установим число строк (Rows) и столбцов (Columns), равное 8. В матрице знакомств имена размещены в первом столбце начиная со второй строки (ячейка первого столбца и первой строки останется пустой). Щелкнем мышью по ячейке 21 в левой части матрицы редактора и введем «Таня Ч.» (без кавычек), в ячейках ниже введем другие имена. Получился фрагмент

таблицы. Поименованы строки матрицы, имена столбцов UCINET внес автоматически, поскольку матрица определена как симметрична (Symmetri). В предыдущих версиях UCINET нужно было использовать команду меню Labels > Copy Rows to Columns.

Таблица готова к вводу данных. Поскольку исходная матрица симметрична, можно ввести данные только нижней или верхней половины матрицы, до главной диагонали. Другую половину матрицы программа заполнит сама. (В предыдущих версиях UCINET для этого следовало выбрать Fill > Missings with symmetric counterparts = Заполнить отсутствующие элементы симметричными значениями). Выберем в меню команду Fill -> Blanks w/0s (Заполнить пустоты нулями). Главная диагональ заполнилась. Получилась готовая к анализу полная матрица. Количество значащих цифр после запятой можно уменьшить (увеличить), нажав кнопку «+.0» («-.0»). Не забудьте сохранить данные.

5. Визуализация данных в NetDraw

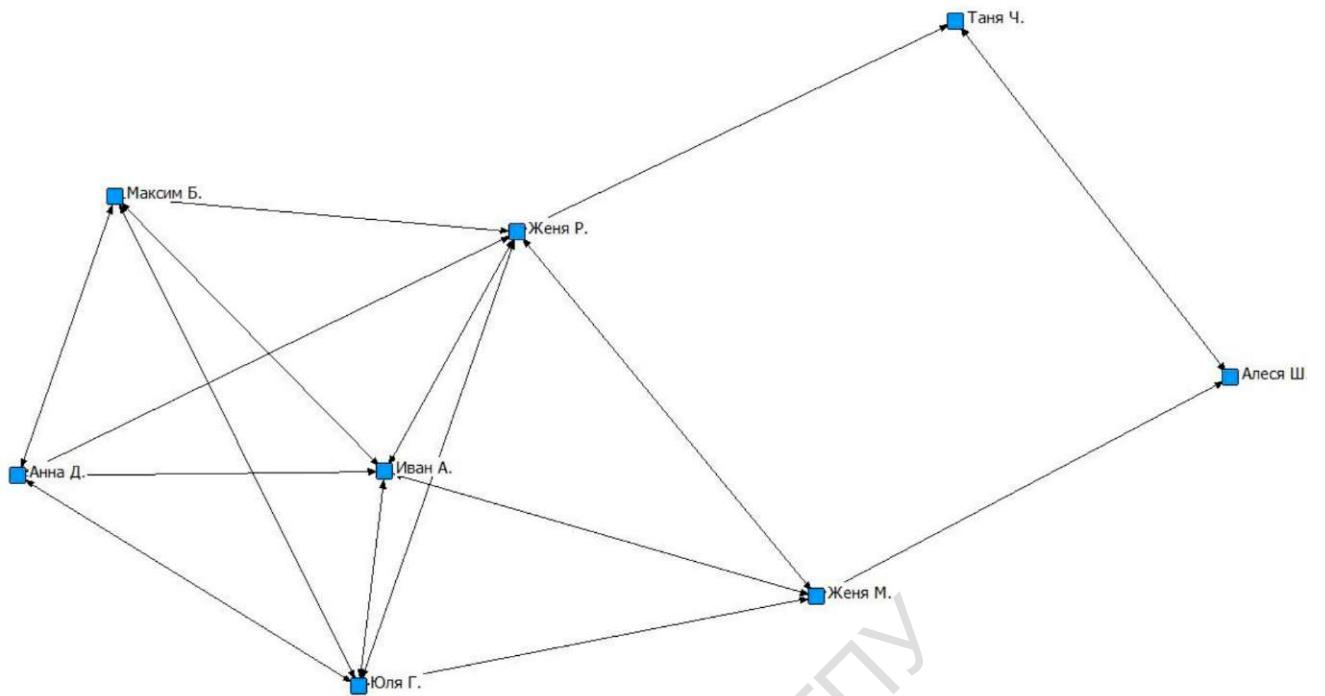
Откройте NetDraw (из списка установленных программ из UCINET, см. выше). В открывшемся окне выберите меню File -> Open -> UCINET dataset -> Network или нажмите значок с открытой папкой (третью слева кнопку, при указании на нее мышью появляется информация «Open UCINET network dataset»). Откроется окно:



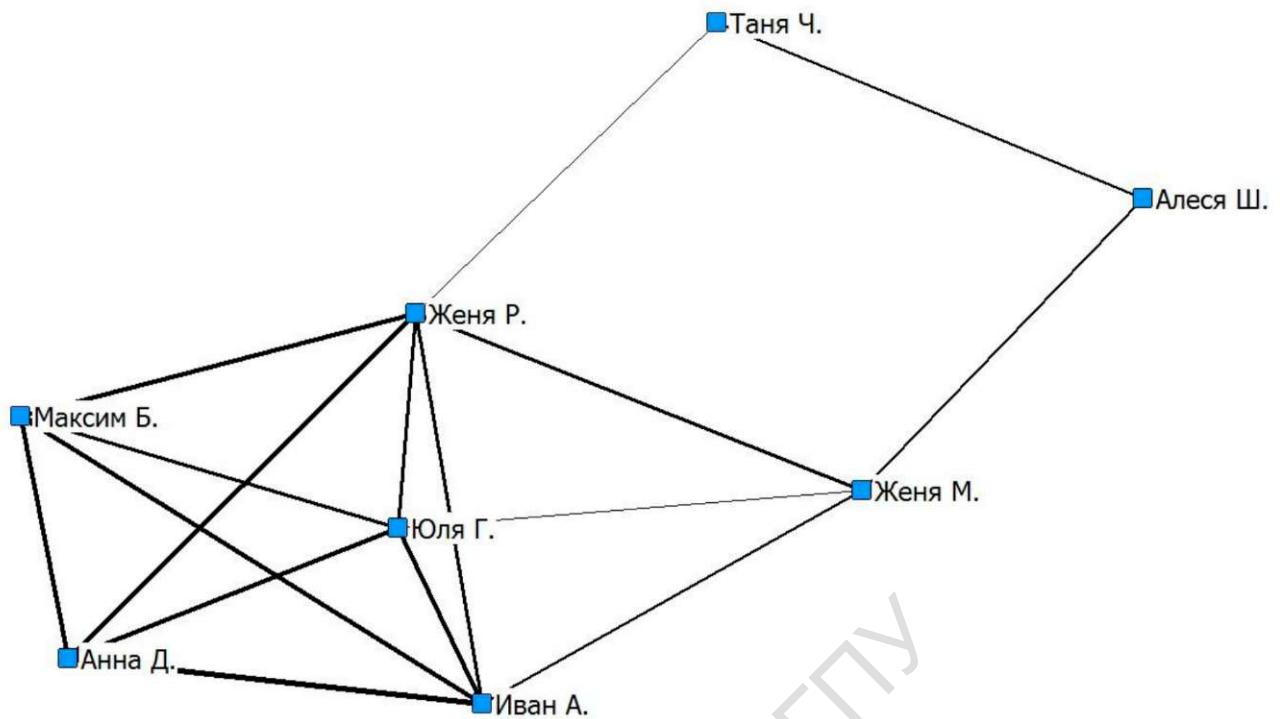
Опции, которые нам нужны, установлены по умолчанию:

- Формат файла: Ucinet
- Тип данных: одномодальная сеть.

Строка с именем файла пока пуста. Нажав кнопку с тремя точками справа от строки с именем файла, откроем окно со списком доступных программ; если файл с данными не находится в папке по умолчанию, следует выбрать папку, выбрать файл и открыть его. Сеть выглядит приблизительно так:



В данном файле она не совсем хорошо читается. Отредактируем. Во-первых, увеличим размер шрифта: выберем в меню **Properties -> Nodes -> Labels** (Свойства → Вершины → Ярлыки) или нажмем несколько раз под строкой меню кнопку **A** (Increase node label size). Во-вторых, уберем стрелки, ведь наша матрица симметрична, а соответствующий граф **не ориентирован**: выберем меню **Properties -> Lines -> Arrow heads -> Visible**, и в открывшемся окошке выберем **off** (Свойства → Линии → Острия дуг → Видимые – отключить). Другой способ – нажать кнопку с изображением стрелки (третья справа) и в открывшемся окошке выбрать OFF. В-третьих, связи в нашей матрице взвешенные. Уместно изобразить тесноту связей линиями разной толщины. Выберем в меню **Properties -> Lines -> Size -> Tie Strength** и согласимся (OK) с установками открывшегося окошка. Получилась чуть более ясная картинка:



Построенные в NetDraw диаграммы можно сохранять: **File -> Save diagram as -> Jpeg**.

С программой NetDraw полезно поработать самостоятельно и открыть множество интересных средств визуализации сетей.

КОНТРОЛЬ ЗНАНИЙ

Вопросы и задания к теме 1

1. Дайте определение социальной сети. Чем сеть отличается иерархии? От рынка?
2. Приведите примеры атрибутивных и реляционных данных.
3. Какая сеть называется социоцентрической? эгоцентрической? открытой? Приведите примеры.
4. Приведите примеры межличностных, организационных, транспортных, технических, электронных сетей.
5. Как были получены данные о сети межличностных отношений в хоторнских исследованиях?
6. Какова традиция антропологических исследований социальных сетей?
7. Предложите процедуру реконструкции межличностных и деловых отношений в организационных сетях; общения в онлайновых сетях; ваших отношений с друзьями, знакомыми и родственниками.
8. Когда возникла современная методология анализа социальных сетей? Кто из зарубежных и отечественных психологов способствовал развитию этой методологии?
9. Когда создана международная сеть исследователей социальных сетей (INSNA)? Какие журналы по анализу социальных сетей вы знаете?

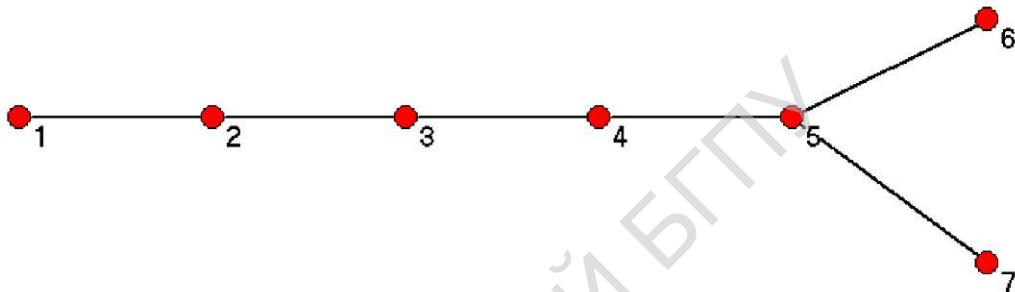
Вопросы и задания к теме 2

1. Что такое степень вершины? Чему равна максимальная степень в сети, состоящей из 10 акторов?
2. Дайте определение плотности сети. Чему равна плотность сетей на рисунке 2?
3. Установите на своем компьютере одну из рекомендованных программ. Введите данные о сети из табл. 1. С помощью программы найдите простейшие описательные статистики: количество вершин и ребер, плотность орграфа. Найдите исходящие и заходящие степени вершин. Постройте рисунок сети. Попытайтесь сохранить полученный рисунок в программе MS Word, в графическом редакторе.
4. Найдите расстояния между всеми парами вершин сети, указанной в задании 3. Какие вершины расположены друг по отношению к другу дальше? Найдите диаметр графа.
5. Преобразуйте орграф из задания 3, в граф. Чему равны степени вершин и плотность графа, расстояние между вершинами? Сравните результаты с полученными в заданиях 3 и 4.
6. Сохраните орграф (задание 3) в формате других программ, например, MS Excel.
7. Попытайтесь экспортовать в программу файл, созданный для другой программы.
8. Импортируйте в программу один из файлов, содержащий данные о сети из числа обсужденных на лекции. Воспроизведите анализ из заданий 3-5

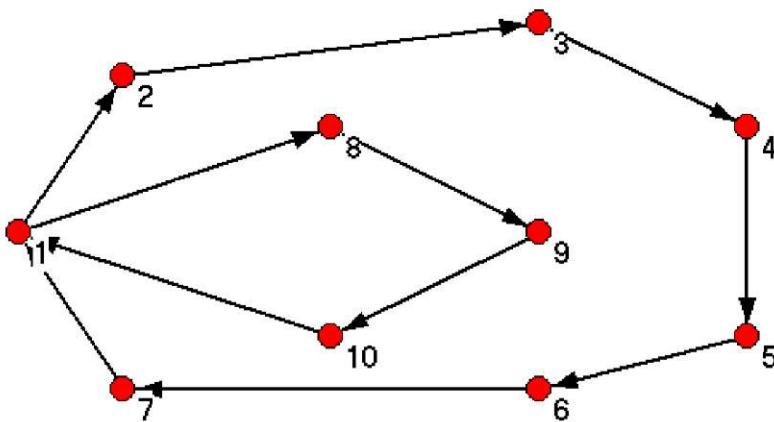
и изложите в письменном отчете. Перечислите также вопросы, которые появились в процессе освоения программы.

Вопросы и задания к теме 3

1. Какие из показателей центральности являются локальными характеристиками вершин и какие – глобальными?
2. В чем достоинства и недостатки центральности по близости и посредничеству?
3. Кто из методологов внес наиболее заметный вклад в систематизацию показателей центральности?
4. Какая из вершин в следующей сети имеет наибольший показатель центральности по степени? по близости? по посредничеству?



5. Поясните, как рассчитывались показатели матрицы расстояний в табл.2? Почему расстояние между вершиной 8 и вершиной 8 равен 3?
6. Что представляются собой радиальные и медиальные цепи?
7. Какой смысл имеют показатели централизации графа? В чем отличие центральности, рассчитанной по собственному значению социоматрицы, от других показателей?
8. Почему анализ клик используется в современном АСС относительно редко?
9. Интерпретируйте матрицу совместного членства в кликах для сети Сэмпсона.
10. В чем различия между k -плексами и k -ядрами? Что можно сказать об этих сплоченных подгруппах в сети Сэмпсона?
11. Что такое модулярность? Примените метод Ньюмана-Джирвана к одной из сетей, доступных в компьютерной программе. Интерпретируйте полученный результат.
12. Сколько сильно связанных компонент в приведенной сети?



13. Откройте один из файлов с данными, которые обсуждались на вводной лекции (сеть флорентийских знатных семей А. Паджета, сеть французских финансистов К. Франка и др.) и попробуйте повторить процедуры анализа, изложенные в этой теме.

Вопросы и задания к теме 4

1. В чем состоит отличие одномодальных и бимодальных сетей? Придумайте примеры аффилиативных сетей, данные о которых можно найти или собрать самостоятельно.

2. Откройте в программе «Сеть южных женщин» (данные Э. Дэвиса). Постройте и интерпретируйте граф. Преобразуйте сеть в две одномодальные (связь между акторами через посредство социальных событий и связь между событиями через посредство акторов). Примените к этим сетям известные вам методы анализа (анализ центральности, идентификация сплоченных подгрупп).

3. Воспользовавшись ресурсами Интернет, изучите связи между киноактерами, которые Вам интересны.

4. Каково практическое значение исследования Л. Беркман и Л. Сайма. Каким образом можно улучшать благополучие людей через работу с их социальными контактами.

5. Сконструируйте опросник для изучения социальной поддержки, используя в качестве основы примеры из материалов темы.

6. Обсудите детерминанты социальных сетей. Какие из них – гомофилию, связь с популярными акторами, соседство и т.д. – вы считаете существенными для нашей культуры?

7. Каким образом можно реконструировать эго-сеть, используя записную книжку или список контактов мобильного телефона?

8. Какие из результатов, полученных К. Макарти, вы считаете интересными и удивительными? Как можно получить график эго-сети из статьи К. Макарти с помощью компьютерной программы.

9. Найдите в компьютерной программе средство извлечения эго-сети из социометрической сети.

10. Что такое «скрытая популяция»? Какой метод исчисления скрытых популяций использован в работе [18]? Для решения каких задач можно использовать результат, полученный в работе А. Сахар?

11. Какая сеть является «сетью тесного мира»? Какими свойствами обладают эти сети?

12. Создайте в компьютерной программе случайную биномиальную сеть из 100 акторов. Создайте сеть тесного мира.

Вопросы и задания к теме 5

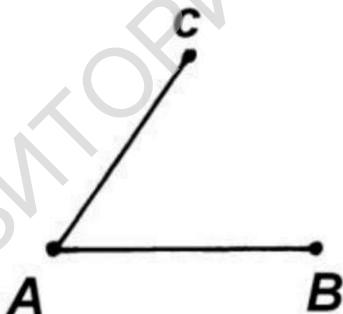
1. Что такое диффузия инноваций? Диффузия вирусных болезней? Видите ли вы какие-то отличия между этими процессами? Однаково ли распространяются новшества и вирусные заболевания?

2. Как вы понимаете мысль о том, что принимаемое новшество должно быть совместимо с социальными нормами?

3. Согласны ли вы с тем, что гомофиля затрудняет распространение новшеств? Приведите примеры. Какие другие препятствия на пути новых идей можно назвать?

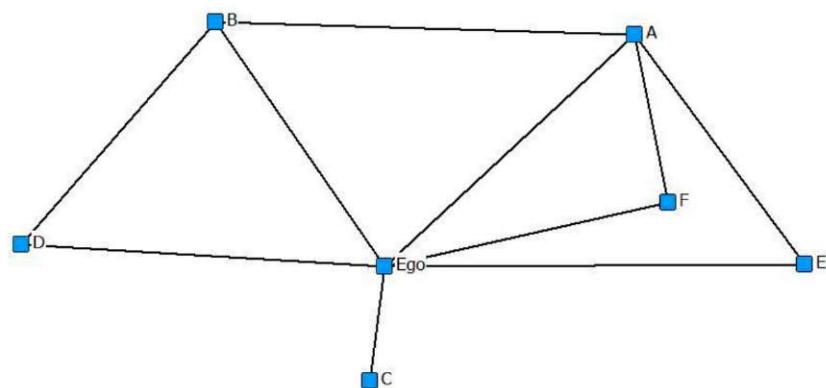
4. Поясните идею М. Грановеттера о том, что, гомофиля коррелирует с силой связей между акторами. На какие социально-психологические теории ссылается М. Грановеттер, пытаясь доказать этот тезис?

5. В своей статье о силе слабых связей М. Грановеттер приводит рисунок триады (сети из трех элементов) и называет ее запрещенной (на русский язык переведено как «исключенная триада»). Согласны ли вы с тем, что такая триада действительно невозможна?



6. Нарисуйте структурную дыру.

7. Введите в программу данные о (ненаправленных) связях в следующей сети. Закажите показатели структурных дыр. Попытайтесь интерпретировать «равномерное сопротивление» (proportional strength), «диадические ограничения» (dyadic constraints), «суммарное ограничение» (aggregate constraint).



8. Проинтерпретируйте название статьи Р. Бёрта [47] – «Структурные дыры и новые идеи».

9. В чем различия между понятиями социального капитала у Дж. Колмана и П. Бурье?

10. Обдумайте индикаторы «ресурсного» социального капитала (М. Ван Дер Гааг и Т. Снийдерс). Какие индикаторы для измерения социального капитала в нашей стране вы могли бы предложить?

Вопросы и задания к теме 6

1. Как методы АСС, изученные в этом курсе, могут использоваться для анализа текстов? О каких примерах сетевого анализа текстов вы читали в интернете?

2. Какие выводы о личности испытуемого можно сделать по материалам табл. 12?

3. Интерпретируйте данные о структурной эквивалентности конструктов (рис. 11).

4. Обсудите возможность применения методов АСС к решетке сопротивления изменениям.

Пример теста для проверки итоговых знаний

1. К методам получения данных о социальных сетях НЕ относится:

- 1 журнал электронной почты
- 2 перепись триад
- 3 наблюдение
- 4 опрос информантов
- 5 материалы дневников

2. Среди антропологических предшественников анализа социальных сетей:

- 1 Э. Мэйо, Л. Уорнер
- 2 Ф. Хайдер, Т. Ньюком
- 3 Э. Ботт, Дж. Барнс
- 4 Х. Уайт, Ф. Харари
- 5 Л. Фриман, С. Боргатти

3. С. Сэмпсон изучал:

- 1 сети тесного мира
- 2 связи между флорентийскими семьями XV в.
- 3 связи в сети монахов
- 4 математические свойства графов
- 5 сети гиперссылок Всемирной паутины

4. Ребра, связанные с одной вершиной, называются:

- 1 связанными
- 2 смежными
- 3 сопричастными
- 4 инцидентными
- 5 дискретными

5. Граф с направленными связями называется:

- 1 направленным графом
- 2 орграфом
- 3 индуцированным графом
- 4 кликой
- 5 ничего из перечисленного неверно

6. Количество вершин, которые следует удалить для увеличения количества компонент, называется:

- 1 вершинной связностью графа
- 2 длиной цепи (пути)
- 3 размером клики
- 4 размером компоненты
- 5 показателем избыточности

7. Меры центральности по близости:

- 1 получают из матрицы расстояний
- 2 являются локальными показателями
- 3 предложены Дж. Морено
- 4 являются показателями сплоченности
- 5 больше нуля

8. По определению, клика содержит:

- 1 лишь связные вершины
- 2 нечетное количество вершин
- 3 четное количество вершин
- 4 не менее трех вершин
- 5 висячие вершины

9. Особенностью k -ядер является:

- 1 их размер
- 2 их связность
- 3 их иерархичность
- 4 трудность их исчисления
- 5 все перечисленное верно

10. Зарождение анализа социальных сетей относится к:

- 1 1910-м годам
- 2 1930-м годам
- 3 1950-м годам
- 4 1970-м годам
- 5 1990-м годам

11. Генератор имен может быть:

- 1 с фиксированным и свободным выбором
- 2 с эго- и социометрическим выбором
- 3 с полным и неполным выбором
- 4 с параметрическим и непараметрическим
- 5 все перечисленное верно

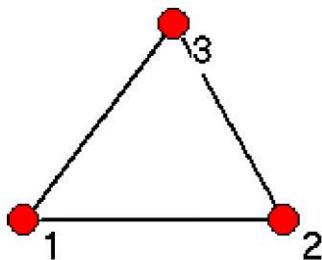
12. Примером аффилиативной сети является сеть:

- 1 связей внутри совета директоров компаний
- 2 соавторства ученых в публикациях
- 3 торговых связей между странами
- 4 связи между компьютерами сети Интернет
- 5 ничего из перечисленного неверно

13. Социограммой называется:

- 1 индекс социальности
- 2 графическая репрезентация групповой структуры
- 3 совокупность социометрических критериев
- 4 структура социометрических выборов
- 5 набор вершин, связанных друг с другом

14. Сеть состоит из 3 вершин. Показатель центральности по посредничеству вершины 1 равен:



- 1 0
- 2 1/3
- 3 ½
- 4 1
- 5 2

15. В эксперименте «обратного тесного мира» П. Килворт и Р. Бернард просили испытуемых:

- 1 сказать, что они хотели бы знать о «мишени»
- 2 переслать пакет целевому индивиду
- 3 получить от «мишени» обратную связь
- 4 назвать предпочтаемых акторов
- 5 все перечисленное верно

16. В эксперименте С. Милграма («тесный мир») письма пересыпались в основном:

- 1 лицам коммуникативных профессий
- 2 родственникам
- 3 в пределах одного города
- 4 лицам своего пола
- 5 близким друзьям

17. Эффективность анализа социальных сетей в консультировании организаций связана с тем, что он:

- 1 оценивает близость сетям «тесного мира»
- 2 показывает неэффективность руководства
- 3 обнаруживает структурные дыры
- 4 визуализирует неформальную структуру
- 5 позволяет определить центральность акторов

18. Препятствием для применения структурных методов к анализу эго-сетей, отмечает К. Макарти, служит:

- 1 большое количество участников
- 2 неравенство вкладов, вносимых участниками
- 3 знакомство акторов между собой
- 4 невозможность представить эго-сеть в виде матрицы
- 5 ничто из перечисленного неверно

19. Удивительным результатом своей работы К. Макарти считает:

- 1 кластеры бывшей и нынешней работы

- 2 высокую центральность эго
- 3 выделение кластера семьи
- 4 высокую дисперсию мер централизации
- 5 наличие у эго большого количества друзей

20. По Л. Хахулиной, основной источник социальных связей в России –

- 1 неформальные объединения
- 2 работа
- 3 соседи
- 4 политические организации
- 5 переписка

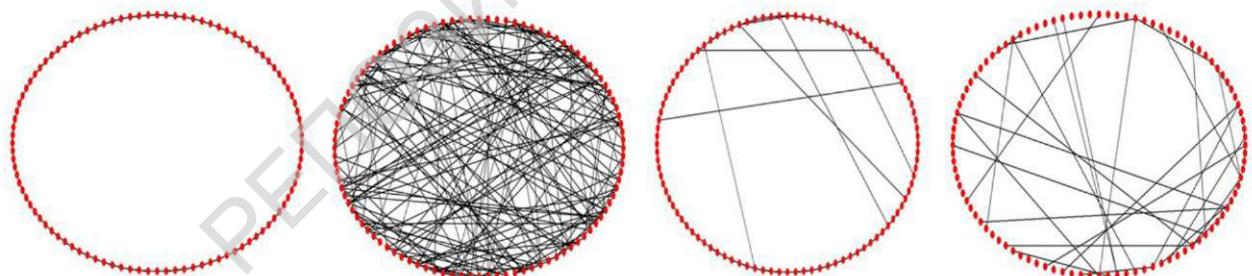
21. Дж. Колман является представителем теории:

- 1 финансового социального капитала
- 2 индивидуального социального капитала
- 3 общественного социального капитала
- 4 системного социального капитала
- 5 структурных дыр

22. Опрос, проведенный в Беларуси в 2004 г, показал, что наибольшим «ресурсным» социальным капиталом: обладают:

- 1 руководители
- 2 индивидуальные предприниматели
- 3 специалисты
- 4 служащие
- 5 пожилые люди

5. Какая из приведенных сетей является сетью тесного мира?



- 1 первая слева
- 2 вторая слева
- 3 вторая справа
- 4 вторая справа
- 5 ни одна из них

ВСПОМОГАТЕЛЬНЫЙ РАЗДЕЛ

Литература

1. Бандура, А. Теория социального научения / А. Бандура. – СПб. : Евразия, 2000. – 320 с.
2. Бурдье П. Формы капитала // Экономическая социология. – 2002, т. 3, № 5. – С. 60–74. – Режим доступа:
http://ecsoc.hse.ru/data/670/586/1234/ecsoc_t3_n5.pdf.
3. Гладарев, Б.С. Дневниковый метод в изучении социальных сетей / Б.С. Гладарев // Социология: 4М. 2002. № 14. – С. 53-69. – Режим доступа: <http://www.ecsocman.edu.ru/text/16423761/>
4. Горбенко, Р. Занимательная наука: Правда ли, что «мир тесен» / Р. Горбатенко // CNews/аналитика (электр. журнал), 2002. – Режим доступа: <http://www.cnews.ru/reviews/index.shtml?2002/09/04/135265> .
5. Градосельская, Г.В. Сетевые измерения в социологии: Учебное пособие / Г.В. Градосельская. – Москва: Новый учебник, 2004. – Режим доступа: <http://socioline.ru/pages/gradoselskaya-g-v-setevye-izmereniya-v-sotsiologii>.
6. Грановеттер, М. Сила слабых связей / М. Грановеттер // Экономическая социология [Электронный ресурс]. – 2009. – Т. 10. – № 4. – С. 31–50. – Режим доступа:
http://ecsoc.hse.ru/data/299/590/1234/5ecsoc_t10_n4.pdf#page=31 .
7. Грановеттер, М. Экономическое действие и социальная структура: проблема укорененности / М. Грановеттер // Экономическая социология [Электронный ресурс]. – 2002. – Т. 3. – № 3. – С. 42–58. – Режим доступа: http://ecsoc.hse.ru/data/812/586/1234/ecsoc_t3_n3.pdf.
8. Евстигнеев, В.А. Толковый словарь по теории графов / В.А. Евстигнеев, В.Н. Касьянов. – Режим доступа: <http://psoiis.nsk.ru/grapp> .
9. Коулман, Дж. Капитал социальный и человеческий / Дж. Коулман // Общественные науки и современность. – 2001. №3. – С. 122–139.– Режим доступа:
<http://skabber.nir.com.ua/files/%D0%A1%D0%BE%D1%86%D0%B8%D0%BB%D0%BD%D1%8C%D0%BD%D1%8B%D0%B9%20%D0%BA%D0%BB%D0%BF%D0%B8%D1%82%D0%B0%D0%BB.pdf> .
10. Коломинский, Я.Л. Психология взаимоотношений в малых группах (общие и возрастные особенности) / Я.Л. Коломинский; 2-е изд. – Минск: ТетраСистемс, 2000. – 432 с.
11. Кросс, Р. Невидимая сила социальных связей: Как на самом деле работают организации / Роберт Кросс, Эндрю Паркер. – Киев: Калидос Паблишинг, 2006. – 296 с.
12. Крупник, Е.П. Психологическая устойчивость личностных конструктов в период взрослости Е.П. Крупник, Е.Н. Лебедева // Психологический журнал. – 2000. -- Т.21, №6. -- С. 12--23.
13. Лаврусевич, П.Е. Социальные сети в стратегиях трудоустройства на российском рынке труда /П.Е. Лаврусевич // Экономическая социология

[Электронный ресурс]. – 2006. – Т. 7, № 2. – С. 74–85. – Режим доступа:
<http://ecsoc.hse.ru/issues/2006-7-2/index.html>.

14. Милграм, С. Эксперимент в социальной психологии / Стэнли Милграм. – СПб: Питер, 2000. – 336 с.
 15. Морено, Я. Л. Социометрия: Экспериментальный метод и наука об обществе / Я.Л. Морено. – Москва: Академический Проект, 2001. – 384 с.
 16. Назарчук, А. В. О сетевых исследованиях в социальных науках / А.В. Назарчук // Социологические исследования. – 2011. – № 1. – С. 39–51. – Режим доступа:
<http://www.ecsocman.edu.ru/data/2011/04/25/1268026488/Nazarchuk.pdf>.
 17. Оре, О. Теория графов / О. Оре. – М.: Наука, 1980. – 336 с.
 18. Оценка численности групп высокого риска инфицирования ВИЧ в Украине: Аналитический отчет / А.А. Берлева и др. – Киев: Международный Альянс по ВИЧ/СПИД в Украине, 2010. – Режим доступа:
<http://www.aidsalliance.org.ua/ru/library/our/monitoring/pdf/indd.pdf>.
 19. Пауэлл У., Смит-Дор Л. Сети и хозяйственная жизнь // Экономическая социология [Электронный ресурс]. – 2003. Т. 4. № 3. – С. 61-107. – Режим доступа: http://ecsoc.hse.ru/data/292/588/1234/ecsoc_t4_n3.pdf.
 20. Прохоров А., Ларичев Н. Компьютерная визуализация социальных сетей [Электронный ресурс]. – Режим доступа:
<http://www.compress.ru/article.aspx?id=16593&id=771>.
 21. Роджерс, Э. Коммуникация в организациях / Э. Роджерс, Р. Агарвала-Роджерс. – М. : Экономика, 1980. – 176 с.
 22. Сахар, А. Определение размера эго-сети белорусов / А. Сахар // Человек. Культура. Общество: тез. докл. VI науч. конф. студентов, магистрантов и аспирантов фак. филос. и соц. наук БГУ. Минск, 15 апр. 2009 г. / Редкол.: А.А. Легчилик (отв. ред.), А.С. Солодухо. – Минск: БГУ, 2010. – С. 52–54. – Режим доступа:
<http://elib.bsu.by/bitstream/123456789/14389/1/25.%20%D0%9E%D0%BF%D1%80%D0%B5%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5%20%D1%80%D0%B0%D0%B7%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B0%20%D1%8D%D0%B3%D0%BE-%D1%81%D0%B5%D1%82%D0%B8%20%D0%B1%D0%B5%D0%BB%D0%BE%D1%80%D1%83%D1%81%D0%BE%D0%B2.pdf>.
 23. Сивуха, С. В. Анализ социальных сетей / С.В. Сивуха // Социология: Энциклопедия / Сост. А.А. Грицанов и др. – Минск: Книжный дом, 2003. – С. 42–45. – Режим доступа: <http://www.psyoffice.ru/6-568-analiz-socialnyh-setei.htm>.
 24. Сивуха, С.В. Личные сети минчан / С.В. Сивуха // Минчане в начале XXI века: социальный портрет / В.А. Бобков и др. – Минск: МНИИСЭПП, 2006. – С. 125-140. – Режим доступа:
<http://www.bsu.by/Cache/Page/151193.pdf>.

25. Сивуха, С. В. Методы анализа реляционных аспектов коммуникации / С.В. Сивуха // Теория и методы исследований коммуникации. Вып. 2 / Под ред О.В. Терещенко. – Минск: БГУ, 2009. – С.133–151.
26. Сивуха С. В. Социальный капитал менеджера / С. В. Сивуха // Психологическая подготовка управленческих кадров / ред. В. М Козубовского, Г. М. Кучинского. Минск: Минский ин-т управления, 2006. – С.71–88. – Режим доступа: <http://www.bsu.by/Cache/Page/151183.pdf>.
27. Сивуха, С.В. Социальная поддержка и ее детерминанты / С.В. Сивуха // Социология. – 1999. – №3. –С. 24–31. – Режим доступа: <http://www.bsu.by/Cache/Page/151243.pdf>.
28. Сивуха, С.В. Социальная сеть / С.В. Сивуха // Социология: Энциклопедия / Сост. А.А. Грицанов и др. – Минск: Книжный дом, 2003. – С. 955–956. – Режим доступа: http://mirslovarei.com/content_soc/socialnaja-set-10696.html.
29. Соболева, И. В. Социальный капитал или социальный ресурс? / И. В. Соболева // Экономическая наука современной России. – 2006. – № 3. – С. 16–29.
30. Тернер, Дж. Социальное влияние / Дж. Тернер.– СПб.: Питер,2003.–256 с.
31. Харари, Ф. Теория графов / Ф. Харари. – М.: Едиториал УРСС, 2003. – 300 с.
32. Харман, Г. Современный факторный анализ / Г. Харман. – М.: Финансы и статистика, 1972. – 489 с.
33. Хахулина, Л. Человек в системе социальных связей / Л. Хахулина // Вестник общественного мнения: Данные. Анализ. Дискуссии. – 2006. № 1 (81). – С. 39-49. – Режим доступа: http://www.ecsocman.edu.ru/data/133/971/1219/05_hahulina_39-49.pdf
34. Чураков, А.Н. Вероятностные модели социальных сетей / А.Н. Чураков // Социологические исследования. – 2001. № 9. – С. 99-114. – Режим доступа: <http://www.ecsocman.edu.ru/data/527/655/1216/018.pdf>.
35. Штейнберг, И. Е. Парадигма четырех "К" в исследованиях социальных сетей поддержки / И.Е. Штейнберг // Социологические исследования. – 2010. – № 5. – С. 40-50. – Режим доступа: <http://www.ecsocman.edu.ru/data/2010/11/21/1214820444/Steinberg.pdf>
36. Barabási, A.-L. Emergence of scaling in random networks / Albert-Laszlo Barabási, R. Albert // Science.–1999.–Vol. 286.–P. 509–512.– Mode of access: <http://www.uvm.edu/~cmplxsys/newsevents/pdfs/2007/barabasi1999.pdf> .
37. Barabási, A.-L. Network science / Albert-Laszlo Barabási [Electronic resource]. – 2012. – Mode of access: http://barabasilab.neu.edu/networksciencebook/download/network_science_November_2012.pdf.
38. Berkman, L. F. Social networks, host resistance, and mortality: a nine-year follow-up study of alameda county residents / L.F. Berkman, S.L. Syme // American Journal of Epidemiology. – 1979. Vol. 109 (2). – P. 186-204. – Mode of access: <http://www.hzigr.de/~wirsing/ASH%20Sozialmedizin09/ABPapersPDF/BerkmanSyme%20Kopie.pdf>.

39. Bonacich, P. Power and centrality: a family of measures / Philippe Bonacich // American Journal of Sociology. - 1987. - Vol.92, No. 5. - 1170-1182. - Mode of access:
<http://faculty.psdomain.ucdavis.edu/zmaoz/networks/bonacichI87.pdf> .
40. Borgatti, S.P. A graph-theoretical perspective on centrality / S.P. Borgatti, M.C. Everett // Social Networks. - 2006. - Vol.28, No.4. - P.466-484.
41. Borgatti, S.P. Centrality and network flow / Stephen P. Borgatti // Social Networks. - 2005. - Vol. 27, No. 1. - P. 55-71. - Mode of access:
<http://www.analytictech.com/borgatti/papers/centflow.pdf> .
42. Borgatti, S.P. LS sets, lambda sets and other cohesive subsets / Stephen P. Borgatti, Martin G. Everett, P.R. Shirey // Social Networks. - 1990. - Vol. 12, No. 4. - P. 337-357. - Mode of access:
<http://www.analytictech.com/borgatti/papers/borgatti%20-%20LS%20sets,%20lambda%20sets%20and%20other%20cohesive%20subset%20s.pdf>
43. Brandes, U. Exploratory network visualization: simultaneous display of actor status and connections / Ulrik Brandes, Jorg Raab, Dorothea Wagner // Journal of social structure [Electronic resource]. - 2001. - Vol. 2. - № 4. - Mode of access:
<http://www.cmu.edu/joss/content/articles/volume2/BrandesRaabWagner.html>
44. Brandes, U. Network analysis: Methodological foundations / Ulrik Brandes, Thomas Erlebach. - Berlin: Springer-Verlag, 2005. - 472 p.
45. Brewer, D. D. Forgetting in the recall-based elicitation of personal networks / Devon D. Brewer // Social networks. - 2000. - Vol. 22. - № 1. - P.29-43. - Mode of access:
<http://www.bebr.ufl.edu/files/Forgetting%20in%20the%20Recall-Based%20Elicitation%20of%20Personal%20and%20Social%20Network.pdf> .
46. Burt, R. S. Models of network structure / Ronald S. Burt // Annual review of sociology. - 1980. - Vol. 6. - P. 79-141.
47. Burt, R. S. Structural holes and new ideas / Ronald S. Burt // American Journal of Sociology. - 2004/ - Vol. 110, No. 2. - P. 349-399. - Mode of access:
<http://www.econ.upf.edu/docs/seminars/burt.pdf> .
48. Centola, D. Complex contagion and the weakness of long ties / Damon Centola, Michael Macy // American Journal of Sociology. - 2077. - Vol. 113, No. 3. - P. 702-734. - Mode of access:
<ftp://hive.soc.cornell.edu/mwm14/webpage/WLT.pdf> .
49. Cohen, S. Social relationships and health / Sheldon Cohen // American Psychologist. - 2004. - Vol. 59, No. 8. - P. 676-684. - Mode of access:
<http://www.psy.cmu.edu/~scohen/AmerPsychol paper.pdf> .
50. Cross, R. Making invisible work visible: Using social network analysis to support strategic collaboration / R. Cross, S.P. Borgatti, A. Parker // California Management Review. - 2002. - Vol. 44, No. 2. - P. 25-45. - Mode of access:
<http://www.analytictech.com/borgatti/papers/borgatti%20-%20making%20invisible%20work%20visible.pdf> .

51. Davis, G. F. The small world of the American corporate elite, 1982-2001 / Gerald F. Davis, Mina Yoo, Wayne E. Baker // Strategic Organization. - 2003. - Vol. 1. - P. 301-326. - Access mode:
<http://www.albany.edu/~gangolly/inf720Fall2012/TheSmallWorld.pdf> .
52. DeJordy, R. Visualizing Proximity Data / Rich DeJordy , Stephen P. Borgatti, Chris Roussin, Daniel S. Halgin // Field Methods. - 2007. - Vol. 19. - № 3. - P. 239-263. - Mode of access:
<http://www.steveborgatti.com/papers/DeJordyetal.pdf>.
53. Easley, D. Networks, crowds and markets: Reasoning about a highly connected world / David Easley, Jon Kleinberg. - Mode of access:
<http://www.cs.cornell.edu/home/kleinber/networks-book/> ;
http://www.kiarash.net/Teaching/22-24-020/3901/Resources/Networks_Crowds_and_Markets_Reasoning_About_a_Highly_Connected_World.pdf.
54. Erickson, B.H. The relational basis of attitudes / B.H. Erickson // Social Structures: A social network approach / Ed. by B. Wellman, L. Berkowitz. - Cambridge: Cambridge University Press, 1998. - P. 99-121.
55. Fine, B. Social capital in wonderland: the World Bank behind the looking glass / B. Fine // Progress in Developmental Studies. - 2008. - № 3. - P. 261-269.
56. Freeman, L.C. Centrality in social networks: I. Conceptual clarifications / Linton C. Freeman // Social Networks. - 1979. - Vol.1, No.3. - P. 215-239. - Mode of access: <http://moreno.ss.uci.edu/27.pdf> .
57. Freeman, L.C. Centrality in social networks: II. Experimental results / Linton C. Freeman, Douglas Roeder, Robert R. Mullholland // Social Networks. - 1979/1980. - Vol.2, pp. 119-141. - Mode of access:
<http://moreno.ss.uci.edu/29.pdf> .
58. Freeman, L.C. Centrality in valued graphs: A measure of betweennes based on network flow / Linton C. Freeman, Stephen P. Borgatti, Douglas R. White // Social Networks. - 1991. - No. 13. - P. 141-154. - Mode of access:
<http://moreno.ss.uci.edu/54.pdf> .
59. Freeman, L. C. Estimating acquaintanceship volume / Linton C. Freeman, C.R. Thompson // The small world / Ed. by M. Kochen. - Norwood, NJ : Ablex, 1989. - P. 147-158. - Mode of access: <http://moreno.ss.uci.edu/52.pdf> .
60. Freeman, L. C. Finding social groups: a meta-analysis of the southern women data / Linton C. Freeman / Dynamic social network modeling and analysis: workshop summary and papers / Ed. by R. Breiger, K. Carley, Ph. Pattison [Electronic resource]. - National Academy of Sciences, 2003. - 392 p. - Mode of access: http://www.nap.edu/catalog.php?record_id=10735 (также <http://smartnova.net/brain/data/Freeman03.pdf>).
61. Freeman, L. C. Graphic techniques for exploring social network data / Linton C. Freeman / Models and methods in social network analysis / Ed. by P.J. Carrington, J. Scott, S. Wasserman. New York [etc.], 2005. - P. 248-269. - Mode of access: <http://moreno.ss.uci.edu/86.pdf> .

62. Freeman, L.C. Some antecedents of social network analysis / Linton C. Freeman // Connections [Electronic resource]. – 1996. – Vol. 19, No. 1. – P. 1–42. – Mode of access: http://insna.org/PDF/Connections/v19/1996_I-1-4.pdf.
63. Hennig, M. Studying social networks: A guide to empirical research / Marina Hennig, Ulrik Brandes, Jürgen Pfeffer, and Ines Mergel. – Frankfurt-on-Main: Campus Verlag, 2012. – 220 p.
64. Killworth, P. D. Estimating the size of personal networks / P. D. Killworth, E. C. Johnsen, H. R. Bernard, G. A. Shelley, C. McCarty // Social Networks. – 1990. – Vol. 12. – No. 4. – P. 289–312. – Mode of access: <http://nersp.nerdc.ufl.edu/~ufruss/documents/Estimating.network.size.pdf>.
65. Lin, N. The position generator: measurement techniques for investigations of social capital / Nan Lin, Yang-Chih Fu, Ray-May Hsung // Social capital: theory and research / Ed. by N. Lin, K. Cook, R. S. Burt. – New York, 2001. – P. 57–81.
66. Marsden, P.D. Core discussion networks of Americans // American Sociological Review. – 1987. – Vol. 52, No. 1. – P. 122–131. – Mode of access: <http://www.chssp.columbia.edu/events/documents/Marsden.pdf>.
67. Marsden, P. V. Recent developments in network measurement / Peter V. Marsden // Models and methods in social network analysis / Ed. by P. J. Carrington, J. Scott, S. Wasserman. – New York [etc.], 2005. – P. 8–30.
68. McCarty, C. Comparing two methods for estimating network size / C. McCarty, P. D. Killworth, H. R. Bernard, E. C. Johnsen, G. A. Shelley // Human organization. – 2001. – Vol. 60 (1). – P. 28–39. – Mode of access: https://www.bebr.ufl.edu/files/Comparing%20Two%20Methods%20for%20Estimating%20Network%20Size_0.pdf.
69. McCarty, C. Structure in personal networks / Christopher McCarty // Journal of social structure [Electronic resource]. – 2002. – Mode of access: <http://www.cmu.edu/joss/content/articles/volume3/McCarty.html>.
70. McPherson, M. Birds of feather: Homophily in social networks / Miller McPherson, Lynn Smith-Lovin, James M. Cook // Annual Review of Sociology. – 2001. – Vol. 27. – P. 415–444. – Mode of access: <http://datamining.dongguk.ac.kr/work/Hyejoo/ref/birds%20of%20a%20feather-homophily.pdf>.
71. Monge, P.R. Theories of communication networks / Peter R. Monge, Noshir S. Contractor. – Oxford: Oxford University Press, 2003. – 406 p.
72. Newman, M. E. J. Networks: an introduction / Mark E.J. Newman. – N.Y.: Oxford University Press, 2010. – 784 p.
73. Newman, M. E. J. The structure of scientific collaboration networks / Mark E. J. Newman // Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA. – 2001. – Vol. 98. – P. 404–409. – Access mode: <http://www.pnas.org/content/98/2/404.full.pdf>.
74. Pattison, P. Algebraic models for social networks / P. Pattison. – Cambridge: Cambridge University Press, 1993. – 310 p.
75. Pool, I. de S. Contacts and influence / Ithiel de Sola Pool, Manfred Cochen // Social Networks. – 1978/1979. – Vol. 1, No. 1. – P. 5–51. – Mode of access:

[https://www.sfu.ca/cmns/courses/marontate/2009/801/ClassFolders/jmckinnon/\(0\)%20Contacts%20and%20influence.pdf](https://www.sfu.ca/cmns/courses/marontate/2009/801/ClassFolders/jmckinnon/(0)%20Contacts%20and%20influence.pdf).

76. Portes, A. Social capital: Its origins and applications in modern sociology / A. Portes // Annual Review of Sociology. – 1998. – Vol. 24, № 1. – P. 1–24. – Mode of access: <http://www.soc.washington.edu/users/matsueda/Portes.pdf>.
77. Putnam, R. Bowling alone: the collapse and revival of American community / R. Putnam. N.Y. : Simon and Schuster, 2000. – 541 p.
78. Richards, W. Eigenanalysis of networks / William Richards, Andrew Seary //Journal of Social Structure [Electronic resource]. – 2000. – Vol.1, No.2. – Режим доступа:
<http://www.cmu.edu/joss/content/articles/volume1/RichardsSeary.html>.
79. Robins, G. Interdependencies and social processes: dependence graphs and generalized dependence structures / Garry Robins, Philippa Pattison // Models and methods in social network analysis / Ed. by P. Carrington, J .Scott, S. Wasserman. New York [etc], 2005. – P. 192–214.
80. Rose, R. Getting things in an antimodern society: social capital networks in Russia / R. Rose // Social capital: A multifaceted perspective / ed. by P. Dasgupta, I. Serageldin. – Washington, DC, 2000. – P. 147–171. – Mode of access: http://www.exclusion.net/images/pdf/778_fimod_rose.pdf.
81. Scott, J. Social network analysis: a handbook / John Scott; 2nd ed. – Thousand Oaks: Sage publications, 2000. – 208 p.
82. Seeman, T.E. Social network ties and mortality among the elderly in the Alameda county study /Teresa E. Seeman [et al] // American Journal of Epidemiology. – 1987. – Vol. 126, No. 4. – P. 714–723. – Mode of access: <http://deepblue.lib.umich.edu/bitstream/handle/2027.42/51540/Seeman%20TE,%20Social%20Network%20Ties,%201987.pdf;jsessionid=D01ADE6B0F914B9ACB003DAED3547C0B?sequence=1> .
83. Snijders, T. New specifications for exponential random graph models / Tom Snijders, Philippa Pattison, Garry Robins, Mark Handcock // Sociological methodology. – 2006. – Vol. 36. – P. 99–153. – Mode of access:
<http://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/SnijdersPattisonRobinsHandcock2006.pdf>.
84. Social network analysis: Theory and applications [Electronic resource]. – 2012. Mode of access: http://train.ed.psu.edu/WFED-543/SocNet_TheoryApp.pdf .
85. Stephenson, K. Rethinking centrality: Methods and applications / Karen Stephenson, Marvin Zelen // Social Networks. – 1989. – №.11. – P.1–37. – Mode of access:
http://www.drkaren.us/pdfs/KS_1989_RethinkingCentrality.pdf .
86. Valente, T. W. Social networks and health: Models, methods, and applications / Thomas W. Valente. – N.Y.: Oxford University Press, 2010. – 296 p.
87. Van der Gaag, M. The recourse generator: Social capital quantifications with concrete items / Martin Van Der Gaag, Tom A. B. Snijders // Social networks. – 2005. – Vol. 27. – № 1. – P. 1–29. – Mode of access:
http://obssr.od.nih.gov/issn/2012/files/network_analysis_readings/VanDerGaag_2005.pdf.

88. Van Deth, J. W. Measuring social capital / J. W. Van Deth // The handbook of social capital / ed. by D. Castiglione, J. W. van Deth, G. Wolleb. – N. Y, 2008. – P. 150–176.
89. Wasserman, S. Social network analysis: Methods and applications / Stanley Wasserman, Katherine Faust. – Cambridge: Cambridge University Press, 1994. – 826 p.
90. Watts, D. Networks, dynamics, and small-world phenomenon / Duncan Watts // American journal of sociology. – 1999. – Vol. 105. – No. 2. – P. 493-527. – Mode of access: <http://www.cc.gatech.edu/~mihail/D.8802readings/watts-swp.pdf>.
91. White, D.R. Betweenness centrality measures for directed graphs / Douglas R. White, Stephen P. Borgatti // Social Networks. – 1994. – Vol. 16, No.4. – P.335–346.

Учебная программа составлена на основе базовой программы «Анализ социальных сетей»

Рассмотрена и рекомендована к утверждению на заседании кафедры прикладной психологии

16.06.2011 г., протокол № 14
Заведующий кафедрой

Л.В. Финькевич

Одобрена и рекомендована к утверждению Советом факультета психологии

28.06.2011 г., протокол №11
Председатель
Л.А.Пергаменщик

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

Актуальность дисциплины обусловлена необычным и новаторским акцентом – не на атрибутивные характеристики акторов, а на реляционные характеристики (связи между акторами). Тем самым социальные и психологические науки получают аналитическую возможность выйти за пределы индивидуальных атрибутов и объяснять поведение в социальном контексте – отношениями между акторами. Социальные сети используются в новых направлениях социологии (теория социального капитала), здравоохранения (диффузия инфекционных заболеваний) и психологии (диффузия практик, психология здоровья, социальная поддержка). В этих областях анализ социальных сетей имеет большую прикладную ценность. В последнее десятилетие всплеск интереса к методам анализа социальных сетей связан с популярностью и важной общественной ролью сетевых сайтов (Twitter, Facebook и др.).

Цель дисциплины – сформировать у студентов основные знания и умения, необходимые для работы с данными о связях или отношениях между социальными акторами.

Учебные задачи дисциплины:

- сформировать представления о теоретических и методологических основах сетевого анализа, об области его применения;
- дать представление о классических и новых методах анализа сетей;
- показать возможности методов анализа социальных сетей для решения теоретических и прикладных проблем психологии и социальных наук;
- сформировать основные навыки получения и анализа данных о связях и отношениях;
- познакомить с прототипическими исследованиями, публикациями и ресурсами Интернет;
- дать представление о современных тенденциях развития сетевого анализа.

Формы контроля:

- текущий контроль. В рамках дисциплины оценивается работа на практических занятиях; проводится тренировочный тест; выполняется исследовательский проект на тему, согласованную с преподавателем
 - итоговый контроль проводится в форме письменного экзамена (теста).

При разработке программы дисциплины учтены логические схемы, учебные и логические материалы аналогичных дисциплин, читаемых в российских, европейских и американских университетах, а также ресурсы сайтов методологической ориентации.

Итоговая оценка по дисциплине складывается из оценки за работу в течение семестра (15%), оценки за исследовательский проект (25%) и оценки за итоговый экзамен (60%).

СОДЕРЖАНИЕ УЧЕБНОГО МАТЕРИАЛА

ТЕМА 1. ВВЕДЕНИЕ В АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Социальные группы и сообщества как сети. Особенности анализа социальных сетей: работа с реляционными (неатрибутивными) данными, выявление структуры, визуализация, социальная укорененность акторов. Иерархии и сети. Типы сетей: социоцентрические, эгоцентрические, открытые. Источники данных о сетях и связях: сплошной опрос, выборочный опрос, эксперимент, наблюдение, документы, технические следы.

История анализа социальных сетей: образовательные исследования начала XX века, социометрия Я. Морено, хоторнский эксперимент, теория баланса Ф. Хайдера, антропологические исследования. Рождение методологии анализа социальных сетей. Создание Международной сети исследователей социальных сетей (INSNA). Основные публикации, журналы, сайты, конференции.

ТЕМА 2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ РЕПРЕЗЕНТАЦИЯ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Основные понятия теории графов. Вершина, ребро, дуга, цепь, путь, плотность, степень вершины, подграф. Типы данных о связях: бинарные и взвешенные, означенные и неозначенные, единичные и множественные, направленные и ненаправленные, симметричные и асимметричные, динамичные и статичные. Социоматрица. Элементы матрицы. Элементарные представления о матричной алгебре. Соответствие между графиками и матрицами.

Представление о доступных программах для анализа социальных сетей: UCINET, Rajsik, VISON. Поиск программ на сайте INSNA. Определение и ввод данных в программы UCINET и Rajsik. Общие представления о возможностях программы Rajsik. Форматы данных. Преобразование матриц. Объекты (единицы) анализа. Алгоритмы визуализации графов. Многомерное шкалирование. Визуальное представление атрибутивных и реляционных свойств. Поиск методов анализа сетей в меню.

ТЕМА 3. ГЛОБАЛЬНЫЕ И ЛОКАЛЬНЫЕ СВОЙСТВА СЕТИ

Размер сети, атрибуты акторов, плотность сети. Центральность как мера заметности, влиятельности актора. Центральность по степени, близости и посредничеству. Другие индексы центральности: краткая характеристика и сопоставление. Центральность взвешенных графов. Централизация социальной сети как аналог дисперсии центральностей.

Методы идентификации сплоченных подгрупп: клика, n -клика, клан, n -клан, плекс, k -plex, k -ядро, компонента. Интерпретация сплоченных групп. Выявление сплоченных групп с помощью аналитических программ. Центральность и сплоченные группы на визуальных презентациях. Мосты. Структурные дыры. Анализ структурных дыр в прикладных исследованиях.

Позиции и роли. Эквивалентность в реляционных терминах. Структурная и регулярная эквивалентность. Сведение множества акторов к набору групп по критерию эквивалентности. Блочное моделирование. Графическое представление позиций и ролей.

ТЕМА 4. АНАЛИЗ МЕЖЛИЧНОСТНЫХ ОТНОШЕНИЙ

Анализ социоцентрических сетей в социальной психологии, социологии, организационных науках. Лидерство и центральность. Аффилиативные сети. Сети социальной поддержки. Логика образования сетей. Сбалансированные отношения, взаимность, гомофилия.

Эго-сети. Размер и диаметр эго-сетей. Получение данных об эго-сетях: «генератор имен» и «интерпретатор имен». Описательные характеристики эго-сетей: атрибутивные и структурные. Прикладное значение исследований эго-сетей. Идентификация «скрытых популяций».

Сети «тесного мира». Эксперимент С. Милграма. Естественные, технические и компьютерные сети. Локальные и глобальные свойства сетей тесного мира. Распространенность сетей тесного мира. Анализ социальных сетей в исследовании социальных, биологических и технических сетей. Коэффициент кластеризации, «перепись диад» и «перепись триад».

ТЕМА 5. СОЦИАЛЬНЫЕ ПРОБЛЕМЫ И АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Сетевые механизмы социального влияния и социального отбора. Модели диффузии. Распространение знаний и информации. Разделяемые (групповые) знания. Распространение инфекций. Предотвращение распространения заболеваний.

Концепции социального капитала (П. Бурдье, Дж. Колман). Измерение социального капитала: сплоченность, доверие, структурные дыры. Социальный капитал сообществ, групп, организаций. Критика «коллективных» концепций. Индивидуальный социальный капитал.

Социальные сети в экономической социологии. Сети, обеспечивающие доступ. Фирма как сеть соглашений. Сетевые влияния в трудовой миграции. Процессы поиска работы. Сила слабых связей (М. Грановеттер).

ТЕМА 6. ПЕРСПЕКТИВНЫЕ ТЕМЫ В АНАЛИЗЕ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Сетевой подход в анализе структуры личности. Топология социальных сетей и персонология. Интерпретация структурных показателей. Методы анализа сетей в исследованиях текстов. Статистическое моделирование сетей. Неприменимость статистики в классических методах анализа сетей. Эспоненциальные случайные графы. Примеры статистического анализа. Лонгитюдный анализ сетей («анализ, ориентированный на акторов»). Проблемы анализа социальных сетей.

УЧЕБНО-ТЕМАТИЧЕСКИЙ ПЛАН

<i>Номер раздела, темы</i>	<i>Наименование раздела, темы</i>	<i>Лекционные занятия</i>	<i>Практические занятия</i>		<i>Лабораторные занятия</i>	<i>УСРС</i>
			<i>л</i>	<i>з</i>		
1	Введение в анализ социальных сетей	4		2		
2	Математическая репрезентация социальных сетей	4	4			2
3	Глобальные и локальные свойства сети	4	4			
4	Анализ межличностных отношений	8	4			6
5	Социальные проблемы и анализ сетей	8	4			2
6	Перспективные направления анализа социальных сетей	6	2			
		34	20			10
Итого по дисциплине				64		

УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКАЯ КАРТА

Номер раздела, темы, занятия	Название раздела, темы, занятия	Количество аудиторных часов			Формы контроля знаний
		Лекции	Практические (семинарские) занятия	Управляемая самостоятельная работа студента	
1	2	3	4	6	7
	Анализ социальных сетей (64 часа)	34	20	10	8
1	Введение в анализ социальных сетей	4	2		
1.1	Особенности анализа социальных сетей 1. Реляционные данные, анализ структур, визуализация 2. Сеть. Типы сетей. Методы сбора данных о сетях.	2			презентация 53(1,3);2(4) 10;14;37(2) 54(1,2)
1.2	История анализа социальных сетей 1. Социометрия Я. Морено. Хоторнский эксперимент. Э. Мэйо. 2. Антропологические исследования середины XX века. 3. Разработка математических основ анализа сетей	2			53 (2), 2(2) 5; 6; 42, 43
1.3	История анализа социальных сетей 1. Ключевые идеи социометрии 2. Критика классической социометрии 3. Домореновский период и хоторнские исследования		2		5; 2 (2); 43
2	Математическая репрезентация социальных сетей	4	4	4	
2.1	Математические основы 1. Теория графов. 2. Основные понятия: узел (вершина), ребро, дуга и др.	2			презентация 54(4);7;3;6; 29;36 (2); 39(3);53 (3)
2.2	Понятие матрицы 1. Определение матрицы. Элементы матрицы. Типы матриц. Социоматрица		2		7; 43 (5); 54 (4)
					упражнения

	2. Операции над матрицами						
1	2	3	4	6	7	8	9
2.3	Некоторые программы для анализа сетей 1. Особенности программ Pajek, UCINE, NETDRAW 2. Размещение программ. Инсталляция программ. Некоторые действия	2			презентация	38 (13); 33,51, Интернет	
2.4	Форматы данных в программах анализа Инсталляция программы. Формат данных в UCINET. Формат данных в Pajek. Формат данных в Gephi. Экспорт/импорт данных. Визуализация сетей.		2		распечатан. примеры	45 (6), 33; 9; 44; 52	обсуждение
2.5	Практические навыки в UCINET, Gephi или Pajek (практикум на домашних компьютерах или в компьютерном классе; загрузка и визуализация данных, показанных на презентациях)			2		38 (13); 33;45 (6); 52	подготовка к проекту
3	Глобальные и локальные свойства сети	4	4				
3.1	Центральность и централизация 1. Центральность исхода и захода 2. Центральность по степени, близости, посредничеству 3. Продвинутые показатели центральности и их интерпретация	2			презентация, метод. текст «Центральность»	2(4.5);13; 33;36(3);38 (4);39(6),45 (10);49;52(5) 53(5)	
3.2	Прикладное значение центральности и централизации: Обсуждение примеров из лекции		2		метод. текст «Центральность»	-/-	обсуждение
3.3	Анализ сплоченных групп. Ролевой анализ 1. «Сплоченные группы»: клики, <i>n</i> -клики, кланы, <i>k</i> -плексы и др. 2. Понятия позиции и роли. Эквивалентность	2				53(6,7); 45(11;12- 15);54(7,9)	
3.4	Анализ и интерпретация сплоченных групп и блоков: обсуждение статьи [40] и примеров из Интернет и литературы темы 3.3		2			40	обсуждение, тест
4	Анализ межличностных отношений	8	4	2			
4.1	Социоцентрическая и аффилиативная сеть 1. Сеть в малой группе. 2. Аффилиативная сеть 3. Сеть социальной поддержки	2			презентация, материалы [35] и Интерн.	52(4);7;13;3 37;38(7);52 (5);54(8); 32	
4.2	Анализ естественных связей: Обсуждение статьи Л. Хахулиной: дизайн исследования, основные		2			30	обсуждение

	показатели; типы связей, характеристики межличностных связей					
4.3	Эго-сети 1. Характеристики эго-сетей 2. Получение данных об эго-сетях 3. Анализ эго-сетей	2		презентация	14;11;39(2); 53(7)	
4.4	Прикладное значение эго-сетей Определение среднего размера эго-сетей и исчисление скрытых популяций	2		материалы проекта Сахар А.	25, 51	
4.5	Исследование эго-сети (собственной или сети добровольца)		6	учебн. текст	14	отчет
4.6	Сети «тесного мира» 1. Первые исследования (И. де Сола Пул, М. Кохен, С. Милграм) 2. Топология тесного мира. 3 Прикладное значение	2			36(11,13);1; 4;17;24	
4.7	Эксперимент Милгrama: обсуждение дизайна и основных результатов		2		4;1;24	обсуждение
5	Социальные проблемы и анализ сетей	8	4	2		
5.1	<i>Диффузия и социальное влияние</i> 1. Распространение знаний и болезней <i>2. Модели социального влияния</i>	2		презентация	38(6);25;34; 36;48;49	
5.2	Внутриорганизационные и межорганизационные сети 1. Особенности организационных сетей 2. Власть. 3. Структурные дыры	2		презентация	23;2;8;18; 40;52	
5.3	Исследование внутриорганизационных сетей Идентификация и визуализация проблем, гармонизация отношений		2		40	обсуждение
5.4	Социальный капитал Концепции П. Бурдье, Дж. Колмана. Модель Р.Патнэма. Роль доверия	2		презентация	12;16;21;22 26;39(5)	
5.5	Социальный капитал в прикладных исследованиях 1. Возвышение Медичи. Исследование Франка и Ясумото. 2. Индивидуальный социальный капитал		2	материалы Интернет	12;52	обсуждение

5.6	Сети и хозяйственная деятельность Сети доступа. Фирма как сеть соглашений. Сила слабых связей	2				8;18;26	
5.7	Сети в экономической социологии (изучение материалов российского образовательного портала «Экономическая социология»)			4		8;19;26 и др.	эссе
6	Перспективные темы в анализе социальных сетей	6	2	2			
6.1	Персонология 1. Структура личности и ее графическое представление 2. Структурные дыры	2			презентация	47;27;28;31;38	
6.2	Анализ социальных сетей в персонологии, анализе текстов 1. Структура личности и ее графическое представление 2. Анализ репертуарных решеток как сетей 3. Анализ словарей и текстов		2			27;28; 52(11)	обсуждение
6.3	Статистический анализ социальных сетей 1. Невосприимчивость социометрии к статистике 2. Экспоненциальные случайные графы 3. Перепись триад	2			презентация	27;31; 36; 38(89-11)	
6.4	Прикладные аспекты статистического анализа социальных сетей 1. Моделирование экспоненциальных случайных графов 2. Лонгитюдный анализ социальных сетей	2			презентация	27;31; 36; 38(89-11)	

ИНФОРМАЦИОННО-МЕТОДИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

ОСНОВНАЯ ЛИТЕРАТУРА

1. Горбенко Р. Занимательная наука: Правда ли, что «мир тесен» //CNews/аналитика (электр. журнал), 2002. – Режим доступа:
<http://www.cnews.ru/reviews/index.shtml?2002/09/04/135265>.
2. Градосельская Г.В. Сетевые измерения в социологии: Учебное пособие.– Москва: Новый учебник, 2004.
3. Евстигнеев, В.А. Толковый словарь по теории графов в информатике и программировании / В.А. Евстигнеев, В.Н Касьянов; под ред. Л.С. Мельникова. – Новосибирск: Наука, 1999. – 291 с.
4. Милграм С. Эксперимент в социальной психологии. – СПб: Питер, 2000.
5. Морено Я. Л. Социометрия: Экспериментальный метод и наука об обществе. — Москва: Академический Проект, 2001
6. Назарчук А. В. О сетевых исследованиях в социальных науках // Социологические исследования. – 2011. № 1. – С. 39-51.
7. Новиков Ф.А. Дискретная математика для программистов. 2-е изд. – СПб.: Питер, 2007.
8. Пауэлл У., Смит-Дор Л. Сети и хозяйственная жизнь // Экономическая социология. – 2003. Т. 4. № 3. – С. 61-107. – Режим доступа:
http://ecsoc.hse.ru/data/292/588/1234/ecsoc_t4_n3.pdf
9. Прохоров А., Ларичев Н. Компьютерная визуализация социальных сетей. – Режим доступа: <http://www.compress.ru/article.aspx?id=16593&iid=771>
10. Сивуха С. В. Анализ социальных сетей // Социология: Энциклопедия / Сост. А.А. Грицанов и др. – Минск: Книжный дом, 2003. – С. 42-45.
11. Сивуха С.В. Личные сети минчан // Минчане в начале XXI века: социальный портрет / В.А. Бобков и др. – Минск: МНИИСЭПП, 2006. – С. 125-140 (доступно у лектора).
12. Сивуха С.В. Социальный капитал менеджера // Психологическая подготовка управленических кадров / Под ред. В.М Козубовского, Г.М. Кучинского. – Минск: МИУ, 2006. – С.71-88.
13. Чураков А. Н. Анализ социальных сетей // Социологические исследования. – 2001. – №1. – С. 109-121.
14. McCarty C. Structure in personal networks // Journal of Social Structure. – 2002. – Vol. 3. (on-line journal). – Режим доступа:
<http://www.cmu.edu/joss/content/articles/volume3/McCarty.html>.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ЛИТЕРАТУРА

15. Алексеев В.М. О формализме объектных отношений, или критика анализа социальных сетей // Социологические исследования. 2002. № 2. – С. 98-105.
16. Бурдье П. Формы капитала // Экономическая социология. – 2002, т. 3, № 5. –С. 60-74. – Режим доступа: http://ecsoc.hse.ru/data/670/586/1234/ecsoc_t3_n5.pdf
17. Гладарев Б.С. Дневниковый метод в изучении социальных сетей // Социология: 4М. 2002. № 14. – С. 53-69.
18. Грановеттер М. Сила слабых связей // Экономическая социология. – 2009, Т. 10. № 4. – С. 31-50. – Режим доступа: http://ecsoc.hse.ru/data/299/590/1234/5ecsoc_t10_n4.pdf
19. Грановеттер, М. Экономическое действие и социальная структура: проблема укорененности / М. Грановеттер // Экономическая социология. – 2002. – Т. 3. – № 3. – С. 42-58. – Режим доступа: http://www.ecsoc.msses.ru/data/812/586/1234/ecsoc_t3_n3.pdf.
20. Кастельс М. Информационная эпоха: экономика, общество и культура. –М., 2000.

21. Коньков А.Т. Использование социального капитала как стратегия поведения на американском рынке труда // Журнал социологии и социальной антропологии. – 2006. Т. 9. № 2.
22. Коулман Дж. Капитал социальный и человеческий // Общественные науки и современность. – 2001. №3. – С. 122–139.–
23. Кросс Р., Паркер Э. Невидимая сила социальных связей: Как на самом деле работают организации. – Киев: Калидос Паблишинг, 2006.
24. Мельников И., Еремин Ю. «Мир тесен» по Джону Клейнбергу. – Режим доступа: <http://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet/10ia-seminar.ppt>.
25. Оценка численности групп высокого риска инфицирования ВИЧ в Украине: Аналитический отчет / А.А. Берлева и др. – Киев: Международный Альянс по ВИЧ/СПИД в Украине, 2010. – Режим доступа: <http://www.aidsalliance.org.ua/ru/library/our/monitoring/pdf/indd.pdf>.
26. Роуз Р. Достижение целей в квазисовременном обществе: социальные сети в России // Общественные науки и современность. – 2002. № 3. – С. 23-38.
27. Сивуха С. В. Методы анализа реляционных аспектов коммуникации // Теория и методы исследований коммуникации. Вып. 2 / Под ред О.В. Терещенко. – Минск: БГУ, 2009. – С.133-151 (*в электронном формате*).
28. Франселла Ф., Баннистер Д. Новый метод исследования личности. – Прогресс, 1987.
29. Харари Ф. Теория графов. – М.: УРСС, 2003.
30. Хахулина Л. Человек в системе социальных связей // Вестник общественного мнения: Данные. Анализ. Дискуссии. – 2006. № 1 (81). – С. 39-49.
31. Чураков А.Н. Вероятностные модели социальных сетей // Социологические исследования. – 2001. № 9. – С. 99-114.
32. Штейнберг И. Е. Парадигма четырех "К" в исследованиях социальных сетей поддержки // Социологические исследования. – 2010. № 5. – С. 40-50.
- 33 Batagelj V., Mrvar A. Pajek: Program for analysis and visualization of large networks. Reference manual. – Ljubljana, 2010. – Режим доступа: <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/doc/pajekman.pdf>.
34. Bearman P.S., Moody J., Stovel K. Chains of affection: The structure of adolescent romantic and sexual networks // The American J. of Sociology. 2004, Vol. 110 (1). – P. 44-91.
35. Berkman L. F., Syme S. L. Social networks, host resistance, and mortality: a nine-year follow-up study of alameda county residents // American Journal of Epidemiology. – 1979. Vol. 109 (2). – P. 186-204.
36. Brandes, U., Erlebach T. Network analysis: Methodological foundations. – Berlin: Springer Verlag, 2005.
37. Breiger R. L. The duality of persons and groups // Social Forces, – 1974, Vol. 53 (2). – P.181-190.
38. Carrington P. J., Scott J., Wasserman, S. (Eds.). Models and methods in social network analysis. – Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2005 (*главы есть в Интернет*).
39. Degenne A., Forsé M. Introducing Social Networks London. – Thousand Oaks: Sage Publications, 1999 (*на books.google.com*).
40. Cross R., Borgatti S.P., Parker A. Making invisible work visible: Using social network analysis to support strategic collaboration // California Management Review. – 2002, Vol. 44 (2). – P. 25-45 (*в переводе С. Сивухи в электр. формате*).
41. Freeman L.C. Finding social groups: A meta-analysis of the southern women data / Dynamic Social Network Modeling and Analysis / R.Breiger, K. Carley, P. Pattison (Eds). – Washington: The National Academies Press, 2003. P.39-79.
42. Freeman L. Some antecedents of social network analysis // Connections. – 1996, Vol. 19 (1). – P. 1-42.
43. Freeman L. The development of social network analysis: A study in the sociology of science. – Vancouver BC, Canada: Empirical press, 2004.

44. Freeman, L. Visualizing social networks // Journal of Social Structure. – 2000, N. 1. – Режим доступа: www.cmu.edu/joss.
45. Hanneman R. A., Riddle M. Introduction to social network methods, 2005 (on-line textbook). – Режим доступа: <http://www.faculty.ucr.edu/~hanneman/nettext/> или http://faculty.ucr.edu/~hanneman/nettext/Introduction_to_Social_Network_Methods.pdf
46. Kadushin C. The motivational foundation of social networks // Social Networks. – 2002, Vol. 24 (1). – P. 77–91.
47. Kalish Y., Robins G. Psychological predispositions and network structure: The relationship between individual predispositions, structural holes and network closure // Social Networks. – 2006, Vol. 28. No. 1. – P. 56-84.
48. Klovdahl A. Social network research and human subjects protection: Towards more effective infectious disease control // Social Networks. – 2005, Vol.27 (2). – P. 119–137.
49. Lind P.G. The network approach: basic concepts and algorithms // arXiv:0711.3972v1 [physics.soc-ph], 26 Nov 2007. – Режим доступа: http://arxiv.org/PS_cache/arxiv/pdf/0711/0711.3972v1.pdf.
50. Marsden P. V. Core discussion networks of Americans // American Sociological Review. – 1987, Vol. 52. – P. 122-131.
51. McCarty C., Killworth P.D., Bernard H.R., Johnsen E.C., Shelley G.A. Comparing two methods for estimating network size // Human Organization. – 2001, Vol. 60 (1). – P. 28-39 (доступно у лектора).
52. Nooy W. de, Mrvar A., Batagelj V. Exploratory social network analysis with Pajek. New York: Cambridge University Press, 2005.
53. Scott J. Social Network Analysis: A handbook. 2nd ed. – Thousand Oaks: Sage, 2000.
54. Wasserman S., Faust K. Social network analysis: Methods and applications. – Cambridge: Cambridge University Press, 1994.

НЕКОТОРЫЕ ПОЛЕЗНЫЕ ПРОГРАММЫ

UCINET 6 – удобная программа для общего анализа; понятное меню; хорошая помощь; 30-дневный пробный период: <http://www.analytictech.com/ucinet.htm>

Netdraw – удобная программа для визуализации и отчасти анализа; является частью UCINET, но может загружаться отдельно и использоваться **свободно**: <http://www.analytictech.com/netdraw.htm>

STOCNET – **свободно** распространяемый пакет специализированных программ, включая **SIENA** для статистического анализа: <http://stat.gamma.rug.nl/stocnet/>

PAJEK – полностью **свободная** программа, разработанная для анализа и визуализации больших сетей; есть подробное руководство с примерами: <http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/default.htm>

Gephi – свободная программа с относительно понятным и русскоязычным (!) интерфейсом: <https://gephi.org/>

VISONE – **свободная** программа для визуализации и простого анализа сетей: <http://visone.info/>

R – **свободный** пакет программ статистического анализа, разрабатываемый сообществом специалистов; для анализа социальных сетей полезны программы sna, network, egonet, blockmodeling, igraph, ergm, RSiena и др.: <http://cran.r-project.org/>

УПРАВЛЯЕМАЯ САМОСТОЯТЕЛЬНАЯ РАБОТА

Тема 2.6. Практические навыки в UCINET, Gephi или Pajek

Практикум в компьютерном классе: освоение меню программы, загрузка и визуализация данных, показанных на презентациях. Программы можно загрузить из Интернет и установить на домашнем компьютере. Усвоение материала проверяется на последующих аудиторных занятиях и по результатам индивидуального исследовательского проекта.

Литература: 38 (13); 33; 45 (6); 52.

Форма контроля: обсуждение в аудитории; индивидуальный проект (тема 4.5).

Тема 4.5. Исследование эго-сети

Получение данных о своей эго-сети или эго-сети добровольного испытуемого. Простой (описательный) анализ сети.

Литература: [11], [12], [14], [17], [30].

Форма контроля: обсуждение в аудитории; письменный отчет

Тема 5.7. Сети в экономической социологии

Изучение материалов российского образовательного портала «Экономическая социология». Поиск Интернет-ресурсов. Усвоение материала необходимо для понимания последующего материала, для выполнения индивидуального исследовательского проекта и для сдачи экзамена.

Литература: 8; 19; 26 и др.

Форма контроля: небольшое эссе (2-3 стр.) на тему, согласованную с преподавателем.

ВОПРОСЫ К ЭКЗАМЕНУ

1. Особенности анализа социальных сетей.
2. Определение социальной сети.
3. Разработка социометрического метода.
4. Анализ отношений в хоторнском эксперименте.
5. Антропологические истоки методологии социальных сетей.
6. Социоцентрическая, эгоцентрическая и открытая сеть.
7. Источники данных о сетях и связях.
8. Определение графа. Подграф. Плотность графа.
9. Вершина. Степень вершины.
10. Ребро, дуга, цепь, путь. Связность графа.
11. Типы данных о связях.
12. Определение матрицы. Социоматрица.
13. Программа UCINET.
14. Программа Pajek.
15. Визуализация графов.
16. Описательные характеристики сети.
17. Центральность по степени, близости и посредничеству.
18. Показатель власти и информационная центральность.
19. Централизация социальной сети.
20. Комплнента графа, клика, клика, n -клика.
21. Клан, n -клан, плекс, k -plex, k -ядро.
22. «Перепись диад» и «перепись триад».
23. Мосты и структурные дыры.
24. Позиции и роли.
25. Структурная и регулярная эквивалентность.
26. Аффилиативные сети.
27. Сети социальной поддержки.
28. Логика образования сетей (свойства эмерджентных сетей).
29. Получение данных об эго-сетях.
30. Описательные характеристики эго-сетей.
31. Идентификация «скрытых популяций».
32. Сети «тесного мира».
33. Эксперимент С. Милграма.
34. Локальные и глобальные свойства сетей тесного мира.
35. Сетевые механизмы социального влияния и социального отбора.
36. Предотвращение распространения заболеваний.
37. Концепции социального капитала (П. Бурдье, Дж. Колман).
38. Измерение группового социального капитала.
39. Измерение индивидуального социального капитала.
40. Сети, обеспечивающие доступ.
41. Поиск работы. Сила слабых связей.
42. Сетевой подход в анализе структуры личности.
43. Понятие о статистическом моделировании сетей.