

# ИЗУЧЕНИЕ ДИНАМИКИ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ В СРЕДЕ NODEXL-EXCEL

**Илья Левин**

Тель Авивский Университет, Израиль  
Э-почта: ilia1@post.tau.ac.il

**Марк Коренблит**

Холонский Технологический Институт, Израиль  
Э-почта: korenblit@hit.ac.il

**Вадим Талис**

Иерусалимский Технологический Колледж, Израиль  
Э-почта: talisv@yahoo.com

## Абстракт

*Настоящее исследование представляет собой анализ учебной деятельности, состоящей в моделировании сетей и изучении динамики их функционирования. Исследование основано на использовании сетевых учебных сред. Эти среды позволяют строить компьютерные модели графов сетей. В соответствии с предлагаемой методикой, учащиеся строят динамические компьютерные модели графов сетей, реализуя различные алгоритмы динамики этих сетей. В качестве инструмента для построения моделей используется программная среда, состоящая из специального программного обеспечения для анализа сетей NodeXL и стандартной электронной таблицы Excel. Разработанная методика позволяет учащимся визуализировать динамику сети. В работе приведены конкретные примеры моделей сетей и различные алгоритмы динамики сетей, разработанные на основе предложенной методики.*

**Ключевые слова:** социальные сети, анализ сетей, учебная среда, электронные таблицы, моделирование.

## Введение

Общество 21 века – это, в первую очередь, сетевое общество, то есть общество, функционирование которого тесно завязано на соединенные в глобальные сети человеческие ресурсы и всевозможные сервисы. Самоощущение человека как элемента общемирового сетевого пространства является новым и неисследованным явлением. Очевидно, что это самоощущение становится важнейшей компонентой повседневности в целом и системы образования, в частности. Понимание принципов процесса обучения в новом сетевом обществе нуждается в специальном исследовании. Учащиеся, будучи соединены друг с другом, с учителями, с источниками учебного материала, с различным медийным контентом, становятся так называемыми «цифровыми» или «сетевыми» личностями, приобретают новые, ранее неизвестные свойства (Левин, 2012; Levin & Kojukhov, 2013). Сеть сама становится важнейшим, если не основным элементом обучающей среды. Не случайно, изменение сети во времени, ее эволюция оказываются в центре внимания исследователей. Изменяющаяся сеть, являясь динамической системой, нуждается в мате-

матическом выражении. При этом это выражение должно соответствовать восприятию учащихся не менее успешно, чем традиционные типы динамических систем, такие как электромеханические системы или системы цифрового управления, которые в традиционной школе изучались с использованием учебных сред, отображающих, реализующих или моделирующих динамические системы разнообразной природы: от простых механических систем, функционирующих в соответствии с законами Ньютона, до автоматов и микропроцессоров.

Сегодня сети находятся в центре исследовательского интереса и как математический объект, и как общественная реальность, известная как социальная сеть. Динамика топологии социальных сетей представляет существенный интерес, так как позволяет обнаружить и объяснить подчас неожиданные закономерности и явления, связанные с функционированием сетей. Задача объяснения этих закономерностей представляет собой научную проблему, схожую по постановке с проблемами анализа динамических систем. Отличие заключается в различной природе этих типов систем. Если традиционные динамические системы имеют естественную природу, описывают природные процессы, то социальные сети представляют собой искусственные миры, природа и законы функционирования которых зависит как от разработчика соответствующего средства коммуникации, так и от сетевого поведения пользователей. Тот факт, что сетевое поведение влияет на топологию сети, имеет принципиальное значение, так как связывает понимание топологии сети с правилами сетевого поведения участников сети.

Исследование сетевого поведения тесно связано с таким активно развивающимся сегодня научным направлением как коллективное познание (*social learning*). Действительно, если сегодняшний «сетевой студент» учится в условиях интенсивного взаимодействия как со своими сверстниками, так и с педагогами, его сетевое самоощущение, своеобразная сетевая осведомленность (*network awareness*) представляют существенный как теоретический, так и практический интерес. Возможность обучения навыкам сетевой осведомленности осуществляется в рамках концепции Аналитика Коллективного Познания (АКП) (*Social Learning Analytics*) (Schreurs, Teplovs, Ferguson, De Laat, & Buckingham Shum, 2013). Эта, относительно новая сфера исследований и разработок призвана обеспечить участников сети средством анализа поведения сети в целом, в зависимости от поведения элементов этой сети.

Представляется очевидной важность и актуальность разработки и изучения сетевых учебных сред. Наиболее известным средством анализа сетей на сегодняшний день является программная среда NodeXL (Smith и др., 2009), инновационное программное средство, позволяющее визуализировать разнообразные сети в виде графов. Для этой цели используется стандартная электронная таблица Excel. В среде NodeXL учащиеся могут достаточно просто отображать состояние конкретных социальных сетей, в которых они работают. Это позволяет учащимся наблюдать динамику сетей, анализируя связь между собственным поведением в сети, с одной стороны, и соответствующими изменениями топологии сети – с другой.

Особенностью настоящей работы является реализация идеи использования NodeXL не только и не столько для анализа, но как средства моделирования сетей. Благодаря этому среда приобретает характер компьютерного микромира, в котором учащиеся не только наблюдают динамику сетей, в которых они функционируют, но и строят свои собственные модели функционирования сетей, анализируя динамику этих моделей. Такая учебная среда позволяет достигнуть ряда педагогических целей, соответствующих принципам конструкционизма (Papert, 1991) и соответствующей ему теории учебных микромиров. Среди этих принципов:

- 1) Рефлексивность – обеспечение понимания учащимся соответствия между его собственным сетевым поведением с одной стороны, и законами функционирования сети – с другой.
- 2) Визуальность – обеспечение представления сети в виде графа, представляю-

щего собой результат функционирования сети в соответствии с правилами, заданными учащимся.

- 3) Исследуемость – возможность построения различных новых сетей, соответствующих разнообразным законам функционирования сети.
- 4) Реализация сценария по принципу «Что, если?» – возможность формулировки, моделирования и верификации различных правил (алгоритмов) формирования сети с последующими анализом результатов моделирования и формулировкой выводов.

Основной целью настоящего исследования является изучение эффективности программной среды для анализа и моделирования сетей как средства обучения сетевым закономерностям и формирования у учащихся сетевой осведомлённости. Исследование носит эмпирический характер и состоит из двух этапов. На первом этапе учащиеся овладевают методикой моделирования сетей в среде NodeXL. На втором этапе изучаются примеры моделирования сетей учащимися и результаты анализа этого моделирования.

### Сетевая педагогика

Сетевая педагогика является быстро развивающимся направлением теории обучения. Целью исследований в области сетевой педагогики является осмысление процессов обучения путем изучения способов развития и поддержания «сети» социальных отношений, в рамках которых происходит обучение. Сетевое обучение – это тип неформального обучения, который вовлекает людей, придающих большое значение социальным контактам как развивающего средства (Jones, Asensio, & Goodyear, 2000). Недавние исследования показали, что сетевое обучение воздействует положительно как на учебную деятельность студентов, так и на функционирование школы как таковой (Coburn & Russell, 2008; Penuel и др., 2010). Сетевая учеба включает использование информационных технологий как средства сотрудничества и кооперации между учащимися, их учителями и учебными ресурсами.

Сетевое обучение фокусируется на различиях социальных отношений, которые строят люди, на стратегиях, которые они используют, чтобы поддерживать эти отношения, и на том положительном эффекте, который можно извлечь из этого для обучения. Теория сетевого обучения тесно связана и использует методологию теории социальных сетей, включая анализ сетей (Ferguson & Buckingham Shum, 2012).

Анализ социальной сети полагает что сети состоят из вершин и связей. Вершины – это индивидуальные актеры в сети, а связи между ними – это отношения между актерами. Влияние структуры социальной сети можно изучать на 3-х уровнях: уровне расположения актеров в сети (индивидуальном уровне), уровне отношения актеров в сети (уровне связей) и уровне общей структуры сети (уровне сети).

Сетевая педагогика базируется на следующих ключевых положениях (Патаракин, 2007).

- Учение происходит в специальной учебной среде, в которой происходит освоение нового знания и которая призвана обеспечить деятельность, направленную на достижение реального результата путем использования специальных инструментов, средств и технологий.
- Учение происходит в обстановке сотрудничества, где новички постепенно становятся экспертами через практическое участие в решении проблем внутри конкретной области знаний. Познание связано с условиями той ситуации, в которой оно происходит.
- Учение происходит через построение сети. Это положение принято называть коннективизм (Siemens, 2004). Учение – процесс, который осуществляется в

изменяющейся среде, где постоянно происходит реорганизация основополагающих узлов. В процессе трансформации узлы сети образуют соединения, по которым данным, информации и знаниям легче перемещаться. Каждый участник сети обладает определённой автономией в своем поведении, на которое сеть оказывает ограниченное воздействие.

Каждый участник сетевого сообщества может выполнять свои простые операции, формируя при этом топологию и динамику сети в целом. Эта модель сетевого взаимодействия может использоваться в педагогической практике для освоения учениками идей децентрализации. Важный для современного сетевого учащегося опыт работы в условиях децентрализации может быть получен внутри современных сетевых сообществ. Для этого учащемуся необходимо оказаться внутри этой экосистемы, почувствовать себя ее элементом. Поэтому очень важно организовать учебный процесс в деятельности, частью которой они сами являются.

Тот факт, что правила индивидуального поведения и поведения коллектива находятся в сложной, подчас необъяснимой зависимости, известен, и находится в сфере научных интересов в течение многих лет. Достаточно вспомнить опередившие свое время работы: (Цетлин, 1963; Варшавский, 1973; Resnick, 1997). Однако педагогическая глубина этих исследований не была достаточно востребована до возникновения сетевой реальности, свойственной современному обществу.

### **Аналитика Коллективного Познания**

Аналитика Коллективного Познания (АКП) разрабатывается с целью помочь студентам в их обучении с помощью социальных сетей, а также профессионалам-педагогам – путем вовлечения их в неформальный учебный процесс через функционирование в рамках уже существующих и набирающих силу виртуальных сообществ (Schreurs, Teplovs, Ferguson, De Laat, & Buckingham Shum, 2013).

Студенты и преподаватели, включенные в функционирование живой «онлайновой» сети в формальном или неформальном педагогических контекстах должны рассматриваться как объекты, формирующие сеть социальных взаимоотношений, отображающую перемещение потоков информационных ресурсов между ними (Lave & Wenger, 1991). В качестве примеров можно привести виртуальную группу, приобретающую опыт использования некоторой технологии путем обмена опытом, или виртуальное сообщество, коллективно строящее систему знаний о собственной истории и собирающее соответствующие информационные ресурсы (Wenger, Trayner, & De Laat, 2011).

АКП открывает перед участниками виртуальных сообществ (студентами, преподавателями и исследователями) возможность ставить и решать ряд вопросов, ответы на которые, в свою очередь, и формируют у учащихся сетевую осведомленность. Примерами таких вопросов являются следующие:

Кто у кого из участников сети учится?

В каких направлениях идут информационные потоки?

Насколько результативны взаимодействия участников сети? Как они влияют на изменение топологии сети?

Этот список может быть продолжен, однако, предлагаемое исследование сосредоточено именно на этих вопросах, так как они могут эффективно изучаться на основе предлагаемой в работе методики моделирования сети.

В соответствии с основной идеей АКП, учащиеся отвечают на перечисленные вопросы самостоятельно, строя и анализируя компьютерные модели учебных сетей в среде соответствующего дружественного программного обеспечения. Важно отметить, что выводы, к которым приходят учащиеся, не обязательно должны отвечать критерию истинности. Сеть и ее динамика сложны и не описываемы простыми алгоритмами. Точность

выводов, полученных учащимися, второстепенна для задач такого класса. Важнее другое: сам процесс постановки задачи в виде модели – с одной стороны и ее всестороннее исследование – с другой.

## Моделирование сети в среде NodeXL

В основе предлагаемого подхода лежит реализация инструмента Аналитики Коллективного Познания (АКП) в виде среды, состоящей из NodeXL и Microsoft Excel. Специальное программное обеспечение NodeXL используется для визуализации и анализа сети, в то время как стандартная электронная таблица Excel используется для синтеза моделей разнообразных сетей и последующих экспериментов с этими моделями (Smith и др., 2009).

В основе работы NodeXL лежит импортирование списка ребер сети, созданного любой специализированной программой, в определенную область Microsoft Excel и дальнейшая обработка этого списка, обеспечивающая возможность как визуализации сети в виде графа, так и анализа сети. В результате обработки списка ребер сети пользователь получает доступ к всевозможным характеристикам сети и разнообразным формам ее графического представления. На этом возможности NodeXL ограничиваются. В то же время, чисто аналитическая деятельность пользователя, хотя и является важной компонентой познавательной деятельности, не может быть признана полностью отвечающей целям, стоящим перед Аналитикой Социального Познания (АСП). Необходимость дополнения аналитической части NodeXL синтетической компонентой представляется очевидной, так как именно возможность создания сетей разнообразных видов и экспериментирование с ними позволяют придать учебной деятельности исследовательский характер, являющийся одним из основных достоинств работы в компьютерных учебных средах.

В настоящей работе предлагается метод моделирования сетей в среде Microsoft Excel с последующим импортированием списка ребер NodeXL и последующими визуализацией и анализом сетей посредством аналитики NodeXL.

Для создания списка ребер моделируемой сети используется конкретный алгоритм формирования этой сети. Формирование сети, в свою очередь, определяется добавлением новой вершины каждую единицу условного времени и логикой (правилами) создания нового ребра графа сети. В конечном итоге, полный список ребер создается в результате сравнения параметров всех возможных пар вершин. Решение о создании очередного ребра в графе сети принимается на основе предварительно определенного набора правил. Именно эти правила (алгоритм) и представляют собой сущность сети, так как именно они определяют как топологию сети, так и динамику изменения этой топологии во времени.

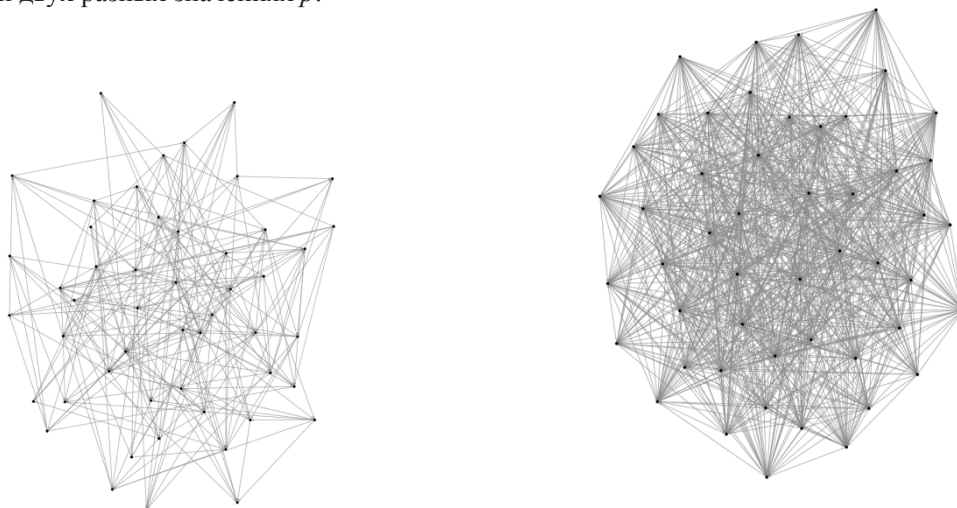
Важно отметить, что как топология, так и динамика сети являются весьма сложными и мало исследованными, по крайней мере в контексте социальных сетей, областями знаний, относящимися к таким сферам, как комбинаторика, теория алгоритмов, теория графов и сетей. Однако, именно предлагаемая методика моделирования и позволяет непрофессионалам продуктивно использовать познавательный потенциал сетевого моделирования, так как основана на формулировке простых и понятных правил присоединения очередной вершины к уже существующей сети, без использования сложных математических конструкций.

Метод моделирования кратко можно сформулировать следующим образом.

Допустим, что в единицу времени  $N$  к списку вершин добавляется новая вершина  $V_n$ . Далее производится сравнение параметров этой вершины с параметрами уже сформированных вершин  $V_0, \dots, V_{n-1}$  и, в соответствии с заранее определенным правилом, принимается решение о создании очередного ребра. Каждое новое ребро добавляется к имеющемуся списку ребер.

Основной алгоритм создания модели сетей реализован на языке VBA и представляет собой два вложенных цикла. При помощи внешнего цикла создается список вершин, а внутренний цикл отвечает за создание списка ребер. Списки ребер и вершин создаются в области Microsoft Excel, предназначенной для анализа при помощи NodeXL.

Рассмотрим, в качестве примера, моделирование произвольной сети (сети, в которой решение о создании ребер принимается случайным образом). Назовем такое правило подсоединения «правилом случайного подсоединения». Ребро  $V_i V_j$  будет создано, если в момент проверки пары вершин  $V_i$  и  $V_j$  шанс (вероятность)  $p$  их соединения (создания ребра) будет больше некоторой случайной величины, иными словами (на языке Excel) будет истинно высказывание  $RAND() < p$ , где  $0 < p < 1$ . Изменяя значение  $p$ , мы можем изменять вероятность создания ребер. На рисунке 1 представлен граф такой сети при двух разных значениях  $p$ .



**Рис. 1. Графы сетей, сформированных в соответствии с правилом случайного подсоединения при  $p=0.2$  (слева) и  $p=0.7$  (справа).**

Очевидно, что представленный пример иллюстрирует лишь идею метода моделирования. Он не имеет содержательного значения, так как мало что можно изучить на основе полученных графов.

Однако, предлагаемый метод дает пользователю возможность создавать содержательные модели сетей, задавая разнообразные наборы правил формирования ребер (связей), а затем исследовать эти сети, изменяя входящие в заданный набор правил параметры. Помимо этого, пользователь получает возможность исследовать динамику процесса создания сети, многократно добавляя к ней некое определенное число вершин (или одну вершину) и наблюдая изменение графа сети, построенного средствами NodeXL.

В следующей главе приведены результаты экспериментов по созданию и анализу содержательных (то есть имеющих как теоретическое, так и практическое значение) сетей, построенных и исследованных с помощью предложенной методики.

### **Экспериментальное исследование сетей на основе среды моделирования NodeXL**

Наиболее известной моделью сети в настоящее время является предложенная Барабаши и Альбертом в 1999 году модель так называемой масштабно-инвариантной сети

(Barabási & Albert, 1999). Согласно модели Барабаши-Альберта, масштабно-инвариантные сети базируются на двух основных принципах: неограниченный рост и предпочтительное соединение (Barabási, Albert, & Jeong, 2000). То есть, (1) сеть может разрастаться всё время путём добавления новых вершин; (2) новая вершина присоединится с большей вероятностью к вершине, уже имеющей большое количество соединений, т.е., характеризующейся большой степенью (degree).

Барабаши и Альберт не конкретизировали в своих работах, какую именно модель предпочтительного соединения они предлагают рассматривать, в то время как эти модели исключительно разнородны (Райгородский, 2010). В настоящей главе продемонстрированы построенные в среде NodeXL на основе предложенной методологии, несколько моделей, обладающих следующими общими правилами формирования. Во-первых, каждая новая вершина может быть присоединена не более, чем к одной старой вершине, т.е., на каждом временном шаге в сети появляется максимум одно новое ребро. В соответствии с принципом предпочтительного присоединения, наиболее вероятно присоединение новой вершины к вершине с максимальной степенью. Во-вторых, каждое событие присоединения происходит с одной и той же вероятностью  $p$ , обусловленной внешними факторами. Мы называем такие модели “постоянно-вероятностные модели с одним максимумом”.

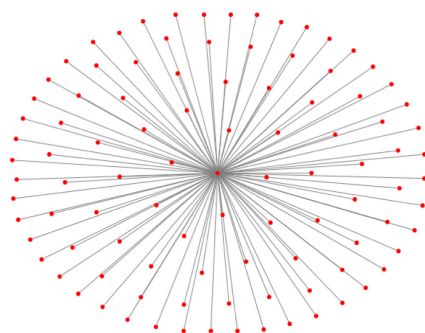
#### *Постоянно-Вероятностная Поисковая Модель*

Первой из исследуемых моделей является модель, основанная на алгоритме простого линейного поиска вершины с максимальной степенью, производимого путём последовательных сравнений текущей максимальной степени со степенью проверяемой вершины. Однако в отличие от классического поиска, сравнение происходит с вероятностью  $p$ . Новая вершина присоединяется к найденной вершине  $v$ , степень которой максимальна с вероятностью  $p$ . В результате степень вершины  $v$  увеличивается на 1, а степень новой вершины получает значение 1, если она присоединилась к одной из вершин.

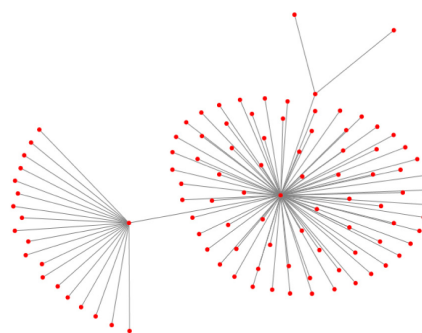
Следовательно, новая вершина присоединится к вершине с 1-й по величине степенью с вероятностью  $p$ , со 2-й - с вероятностью  $(1-p)p$ , ..., с  $i$ -й - с вероятностью  $(1-p)^{i-1} p$  (в случае равных степеней, степень вершины, проверяемой ранее, как бы является большей). При  $n$  существующих вершинах, вероятность того, что новая вершина не присоединится ни к одной из них, равняется  $(1-p)^n p$ . Для сети, состоящей из  $n$  вершин и основанной на Постоянно-Вероятностной Поисковой Модели (ПВПМ) или любой другой постоянно-вероятностной модели с одним максимумом, средняя ожидаемая максимальная степень в сети равняется  $p(n-1)$ .

Ясно, что, чем выше  $p$ , тем больше будет степень первой появившейся в сети вершины, и тем скорее именно эта степень и будет максимальной. То есть, при высокой  $p$ , более старые вершины повышают свою связность за счёт более новых, выявляя тем самым принцип «богатые становятся ещё богаче» (Barabási & Albert, 1999).

Диаграммы нескольких сетей, смоделированных в среде NodeXL для различных значений  $p$ , представлены на рисунке 2 (степень вершины с порядковым номером  $k$  обозначается как  $d_k$ ).



(a)  $p=1, d_1=99$



(б)  $p=0.8, d_1=78$  (max),  $d_2=20$



(в)  $p=0.5, d_1=23, d_2=51$  (max),  $d_3=9, d_4=11$



(г)  $p=0.1, d_1=6, d_2=9, d_9=12$  (max),  $d_{17}=10$

**Рис 2. Состоящие из 100 вершин сети, основанные на ПВПМ**

### *Постоянно-Вероятностная Упорядоченная Модель*

Вторая исследуемая модель, так называемая Постоянно-Вероятностная Упорядоченная Модель (ПВУМ) сети сходна с ПВПМ, однако алгоритм присоединения очередной вершины несколько более изощренный и более эффективный (быстрый). В соответствии правилами ПВУМ, список имеющихся вершин поддерживается отсортированным по их степеням в убывающем порядке, в результате чего вершина с максимальной степенью находится вверху списка. Список последовательно просматривается, начиная с верхней вершины, и новая вершина присоединяется к первой вершине  $v$ , которой «вероятность  $p$  позволяет создать соединение». В результате степень вершины  $v$  увеличивается на 1, и эта вершина передвигается в верхнем направлении списка, на позицию, соответствующую новому значению её степени. Степень новой вершины получает значение 1, и эта вершина вставляется в список над вершинами со степенью 0 (изолированными вершинами), если она присоединилась к одной из вершин.

Несмотря на различие в алгоритмах, используемых моделями ПВПМ и ПВУМ, обе модели порождают одну и ту же сетевую топологию, и потому изображённые на рисунке 2 диаграммы подходят также и к ПВУМ.

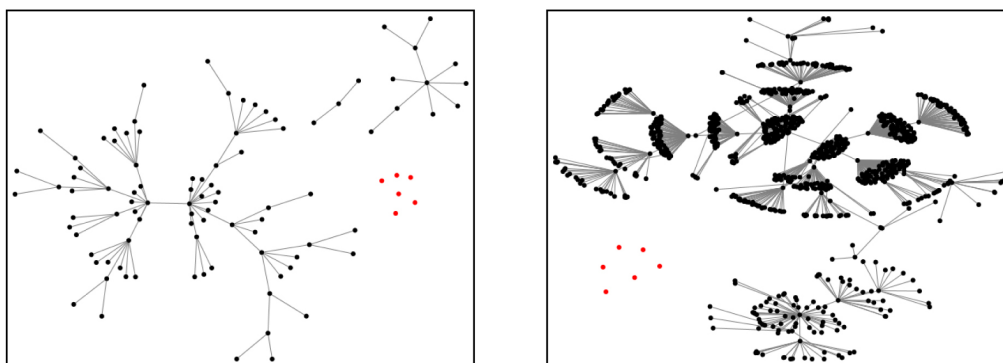
Для ПВУМ (как и для ПВПМ) характерно следующее интересное явление, проявляющееся при низких  $p$ . Некоторые вершины, пришедшие среди первых, могут остаться изолированными, т.е. с нулевой степенью. Причина этого заключается в том, что, пока сеть невелика, новая вершина скорее может не присоединиться ни к одной из существующих



щих вершин и оказаться внизу списка. Следующие, более поздние вершины найдут больше вершин в сети, и вероятность их присоединения к одной из существующих вершин будет выше. При этом более вероятно их присоединение к вершинам с большими степенями, после чего их собственные степени будут равняться 1. Поэтому, по мере роста сети, шанс вершин с нулевыми степенями «быть обнаруженными» новыми вершинами падает.

Рисунок 3 иллюстрирует это явление для  $p=0.1$ . Сеть после 100 временных шагов (рисунок 3 (а)) и та же сеть после 1000 временных шагов (рисунок 3 (б)) имеют одни и те же 6 изолированных вершин с порядковыми номерами 1, 5, 11, 15, 23, 27.

Важной особенностью предложенного метода моделирования является тот факт, что NodeXL в сочетании с VBA позволяют смоделировать рост сети в непрерывном режиме до некоторого заданного размера, проанализировать промежуточный результат и продолжить моделирование в непрерывном режиме до следующего указанного размера. Это позволяет увидеть развитие сети в динамике.



(а) Сеть после 100 временных шагов

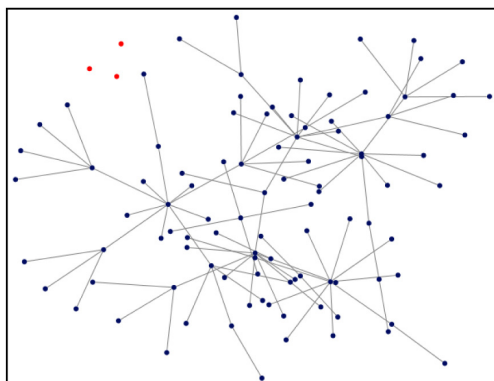
(б) Та же сеть после 1000 временных шагов

### Рис 3. Явление “первых изолированных вершин” для ПВУМ ( $p=0.1$ )

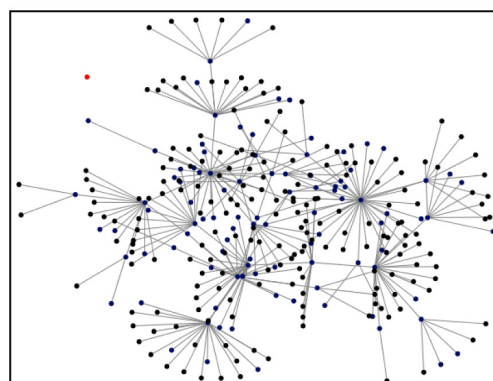
Как показывают эксперименты над компьютерными моделями, выполненные в среде NodeXL, при  $p < 0.5$ , чем выше  $p$ , тем меньше размер сети, при котором среднее ожидаемое число изолированных вершин выходит на насыщение, и тем меньше само значение этого числа при насыщении.

#### *Постоянно-Вероятностная Упорядоченная Без Нулей Модель*

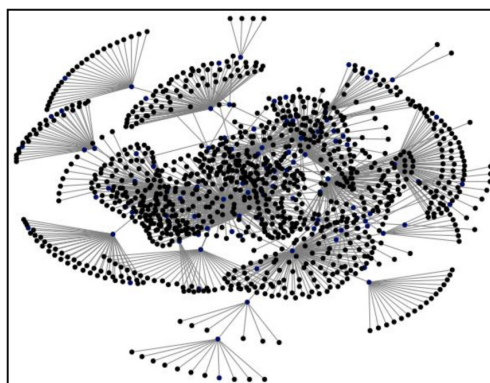
Чтобы нейтрализовать описанный в предыдущем параграфе отрицательный эффект, когда некоторые пришедшие первыми вершины могут остаться изолированными, ПВУМ может быть модифицирована. А именно, новая вершина, присоединённая к одной из существующих вершин, не будет вставляться над изолированными вершинами и останется внизу списка. Таким образом, старые вершины с нулевыми степенями не будут внизу, и список будет отсортирован только относительно степеней, превышающих 1. Такую модель уместно назвать *Постоянно-Вероятностная Упорядоченная Без Нулей Модель* (ПВУМ-Б0).



(а) Сеть после 100 временных шагов



(б) Сеть после 300 временных шагов



(в) Сеть после 1200 временных шагов

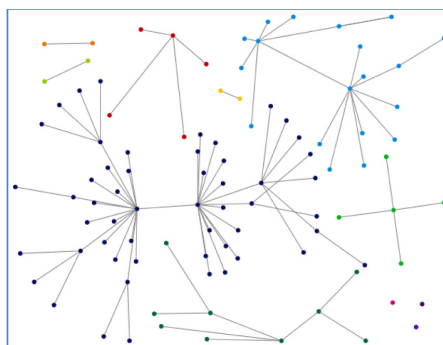
#### Рис 4. Сеть, основанная на ПВУМ-Б0 ( $p=0.1$ )

Пример графа такой модели для  $p=0.1$  показан на рисунке 4. На рисунке 4 (а) изображена соответствующая сеть после 100 временных шагов, имеющая три изолированные вершины: 5, 12 и 17. Та же сеть после 300 временных шагов, имеющая лишь изолированную вершину 5, представлена на рисунке 4 (б). Наконец, после 1200 временных шагов эта сеть вообще не содержит изолированных вершин (рисунок 4 (в)).

ПВУМ-Б0 свидетельствует о том, что дополнительным преимуществом ПВУМ по сравнению с ПВПМ является её гибкость. Ведь список существующих вершин в ПВУМ является, по сути, списком приоритетов. В то время как в ПВПМ степень вершины прямо определяет её приоритет, в ПВУМ соответствующим критерием является позиция вершины в списке. Поэтому каждый может определить эту позицию не только как функцию степени, но и как функцию каких-либо других дополнительных параметров.



(а) Сеть, основанная на ПВУМ ( $p=0.1$ )



(б) Сеть, основанная на ПВУМ-Б0 ( $p=0.1$ )

### Рис 5. 100-вершинные сети

Есть и другие различия в поведении ПВУМ и ПВУМ-Б0. Изолированные вершины не только исчезают в сети, основанной на ПВУМ-Б0, по мере её роста. В сети малого размера, основанной на ПВУМ-Б0, среднее ожидаемое число вершин с нулевой степенью меньше, чем в сети того же размера, основанной на ПВУМ. С другой стороны, среднее ожидаемое число связанных компонент, состоящих из более, чем одной вершины, в сети, основанной на ПВУМ-Б0, больше, чем в сети того же размера, основанной на ПВУМ. Это явление можно объяснить следующим образом. Изолированная вершина в сети, основанной на ПВУМ, скорее может так и остаться изолированной на последующих шагах, чем в сети, основанной на ПВУМ-Б0, в которой эта вершина с большей вероятностью станет начальной для новой автономной части сети. В любом случае, сети, основанные на постоянно-вероятностных моделях с одним максимумом, характеризуются одним и тем же средним ожидаемым числом связанных компонент, включая изолированные вершины.

Соответствующие примеры показаны на рисунке 5. На рисунке 5 (а) изображена основанная на ПВУМ сеть после 100 временных шагов. Эта сеть имеет в своём составе 11 связанных компонент, 5 из которых (5, 12, 14, 30, 57) являются изолированными вершинами. Основанная на ПВУМ-Б0 сеть после 100 временных шагов представлена на рисунке 5 (б). Она также состоит из 11 связанных компонент, из которых только три являются изолированными вершинами (25, 33, 40). По мере роста сети, изображенной на рисунке 5 (б), к этим трем вершинам рано или поздно присоединятся новые вершины, в то время как вероятность того, что к пяти изолированным вершинам на рисунке 5 (а) присоединятся новые, с каждым временным шагом будет только падать. При этом обе сети останутся состоящими из 11 связанных компонент, и вероятность появления новых компонент будет падать с ростом сетей.

Уместно напомнить, что все упомянутые сетевые эффекты были замечены в результате моделирования. Вышеприведенные рассуждения с истолкованием поведения сети были осуществлены на основе анализа результатов моделирования.

### Заключение

Настоящая работа описывает и изучает учебную среду и деятельность учащихся в новой, сетевой учебной реальности. В центре внимания статьи находится деятельность, связанная с развитием сетевой осведомленности – нового умения учащихся, оказавшегося актуальным в школе постиндустриального общества. Эта новая учебная деятельность осуществляется в рамках программной среды, построенной на основе NodeXL – специального средства для анализа сетей. В дополнение к стандартной среде NodeXL разработана методика создания новых гипотетических сетей, развивающихся по предложенным

учащимися правилам. Анализ графического представления полученных сетей служит источником для формирования гипотез о правилах функционирования сетей.

Работа по анализу сетей и синтезу новых моделей осуществляется в соответствии с педагогической концепцией конструкционизма и является ее естественным развитием. Экспериментальная часть статьи представляет собой описание полученных с помощью предложенной учебной среды новых моделей сетей и их динамики. Эти новые модели (как и путь их создания) свидетельствуют о плодотворности и перспективах предложенного метода. Они представляют собой конкретный результат работы учащихся в описанной среде моделирования. Эти модели могут представлять интерес не только как объекты некоторой учебной деятельности по развитию сетевой осведомленности учащихся, но и как объект исследования в конкретной предметной области, основанной на сетевых моделях. С этой точки зрения, предложенная методика представляет интерес как основа для дальнейших исследований по созданию эффективных учебных сред в новой сетевой реальности.

## Литература

- Levin, I., Kojukhov, A. (2013). Personalization of learning environments in a postindustrial class. In M. Pătruț & B. Pătruț (Eds.), *Social media in higher education: Teaching in Web 2.0*. (pp. 105-123). Hershey, PA: IGI Global.
- Smith, M., Shneiderman, B., Milic-Frayling, N., Rodrigues, E. M., Barash, V., Dunne, C., Capone, T., Perer, A., & Gleave, E. (2009). Analyzing (social media) networks with NodeXL. In *C&T '09: Proceedings of the Fourth International Conference on Communities and Technologies*. Springer.
- Papert, S. (1991). Situating constructionism. In I. Harel, & S. Papert (Eds.), *Constructionism* (pp. 1–11). Norwood, NJ: Ablex.
- Jones, C., Asensio, M., & Goodyear, P. (2000). Networked learning in higher education: Practitioners' perspectives. *Journal of the Association for Learning Technology*, 8 (2), 18-28.
- Coburn, C. E., & Russell, J. L. (2008). District policy and teachers' social networks. *Education Evaluation and Policy Analysis*, 30, 203-235.
- Penuel, W. R., Riel, M., Joshi, A., Pearlman, L., Kim, C. M., & Frank, K. A. (2010). The alignment of the informal and formal organizational supports for reform: Implications for improving teaching in schools. *Educational Administration Quarterly*, 46 (1), 57-95.
- Ferguson, R., & Buckingham Shum, S. (2012). Towards a social learning space for open educational resources. In A. Okada, T. Connolly, & P. Scott (Eds.), *Collaborative Learning 2.0: Open educational resources* (pp. 309-327). Hershey, PA: IGI Global.
- Siemens, G. (2004). *Connectivism: A learning theory for the digital age*. Retrieved from <http://www.elearnspace.org/Articles/connectivism.htm>
- Resnick, M. (1997). *Turtles, termites, and traffic jams: Explorations in massively parallel microworlds*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Schreurs, B., Teplovs, C., Ferguson, R., De Laat, M., & Buckingham Shum, S. (2013). Visualizing social learning ties by type and topic: Rationale and concept demonstrator. In *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (pp. 33-37). ACM.
- Lave, J., & Wenger, E. (1991). *Situated learning: Legitimate peripheral participation*. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.
- Wenger, E., Trayner, B., & De Laat, M. (2011). *Telling stories about the value of communities and networks: A toolkit*. Netherlands: Ruud de Moor Centrum, Open University.
- Barabási, A. L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286 (5439), 509-512.
- Barabási, A. L., Albert, R., & Jeong, H. (2000). *Scale-free characteristics of random networks: The topology of the World-Wide Web*. *Physica A* 281, 69-77.
- Варшавский, В. И. (1973). *Коллективное поведение автоматов*. Москва: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит.
- Левин, И. (2012). Основные тенденции развития учебного процесса в школе постиндустриального общества. *Problems of Education in the 21st Century*, 44, 101-112.

Цетлин, М. Л. (1963). Конечные автоматы и моделирование простейших форм поведения. *Успехи Математических Наук*, 18, 4 (112), 3-28.

Патаракин, Е. Д. (2007). *Социальные сервисы Веб 2.0 в помощь учителю*. Москва: Интуит.ру.

Райгородский, А. М. (2010). Модели случайных графов и их применения. *Труды МФТИ*, 2 (4), 130-140.

## Summary

### STUDY OF SOCIAL NETWORKS' DYNAMICS BY SIMULATION WITHIN THE NO-DEXL-EXCEL ENVIRONMENT

**Ilya Levin**

School of Education, Tel Aviv, Israel

**Mark Korenblit**

Holon Institute of Technology, Holon, Israel

**Vadim Talis**

Jerusalem College of Technology, Jerusalem, Israel

*The present study is an analysis of the learning activity, which constitutes simulation of networks and studying their functioning and dynamics. The study is based on using network-like learning environments. Such environments allow building computer models of the network graphs. According to the suggested approach, the students construct dynamic computer models of the networks' graphs, thus implementing various algorithms of such networks' dynamics. The suggested tool for building the models is the software environment comprising network analysis software NodeXL and a standard spreadsheet Excel. The proposed approach enables the students to visualize the network's dynamics. The paper presents specific examples of network models and various algorithms of the network's dynamics, which were developed based on the proposed approach.*

**Key words:** learning environments, modelling, social networks.

*Advised by Laima Railienė, University of Šiauliai, Lithuania*

Received: May 03, 2013

Accepted: June 12, 2013

<b>Ilya Levin</b>	PhD, Professor, School of Education, Tel Aviv University, Ramat Aviv, Tel Aviv 69978, Israel. E-mail: <a href="mailto:ilia1@post.tau.ac.il">ilia1@post.tau.ac.il</a> Website: <a href="http://www.tau.ac.il/~ilia1/">http://www.tau.ac.il/~ilia1/</a>
<b>Mark Korenblit</b>	PhD, Lecturer, Holon Institute of Technology, Holon, Golomb 52, Israel. E-mail: <a href="mailto:korenblit@hit.ac.il">korenblit@hit.ac.il</a>
<b>Vadim Talis</b>	PhD, Lecturer, Jerusalem College of Technology, Jerusalem, Israel. E-mail: <a href="mailto:talisv@yahoo.com">talisv@yahoo.com</a>