

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра теории функций и стохастического анализа

ОТЧЕТ ПО ПРЕДДИПЛОМНОЙ ПРАКТИКЕ

студента (ки) 4 курса 412 группы

направления 01.03.02 - Прикладная математика и информатика

код и наименование направления

механико-математического факультета

наименование факультета, института, колледжа

Чекмаревой Альфии Жавдятовны

фамилия, имя, отчество

Место прохождения практики:

Кафедра теории функций и
стохастического анализа

Сроки прохождения практики:

06.02.2020-06.05.2020

Оценка

Руководитель практики

ст. препод.

Н.В. Сергеева

подпись, дата

Зав. кафедрой ТФиСА

д.ф.-м.н., доцент

С.П. Сидоров

подпись, дата

Саратов 2020

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ

ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра теории функций и стохастического анализа

**АНАЛИЗ ФИНАНСОВЫХ СЕТЕЙ РОССИЙСКОГО
ФОНДОВОГО РЫНКА В ПЕРИОД 2012 — 2019 ГГ.**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 412 группы

направления 01.03.02 — Прикладная математика и информатика

механико-математического факультета

Чекмаревой Альфии Жавдятовны

Научный руководитель

д. ф.-м. н., доцент.

С. П. Сидоров

Заведующий кафедрой

д. ф.-м. н., доцент

С. П. Сидоров

Саратов 2020

ВВЕДЕНИЕ

Исследования в области анализа финансовых сетей показали, что взаимосвязи между финансовыми учреждениями, секторами экономики или всеми национальными финансовыми системами, механизмы распространения шоков могут быть описаны с использованием аппарата сетевого анализа. Моделирование поведения финансовых сетей позволяют выявить те части систем, которые на первый взгляд не являются уязвимыми при наступлении неблагоприятных сценариев, но все равно могут быть затронуты из-за их тесной взаимосвязи с агентами, которые непосредственно сталкиваются с непредвиденными событиями.

В течение последних десяти лет российская экономика переживала серию экономических потрясений, таких как резкое падение цен на нефть в 2014 году и последствия экономических санкций, введенных правительствами стран Европейского Союза и Соединенными Штатами. Оба этих события значительно повлияли на экономическую ситуацию в России, привели к замедлению роста российской экономики и были отражены в поведении российского фондового рынка.

Чтобы представить структуру взаимодействия между агентами в экономических или финансовых системах, можно использовать сетевые модели. Определение финансовой сети было дано в [1], в котором узлами являются различные организации, в том числе банки, фирмы и инвесторы, которые связаны через сеть финансовых взаимозависимостей, например, перекрестное владение финансовыми активами, организационные долги обязательства, социальные отношения между членами правления и так далее.

Классический пример банковской (финансовой) сети построен в [2], где показано, как системный риск может возникнуть в результате финансовой взаимосвязи между банками. Большинство реальных сетей постоянно меняются со временем. Связи между экономическими агентами обычно активируются или деактивируются независимо от нерегулярных взаимодействий между элементами экономической системы. Эти шаблоны активации могут быть случайными и представляют огромную роль в динамике сетевых процессов. Одним из примеров такой ситуации является распространение информации в

социальных сетях. Топология сети (неоднородность в связях, обилие петель) играет важную роль в динамике поведения экономической системы.

В последние годы возрос интерес к применению и разработке подхода на основе рыночных графов. В данной работе проводятся эмпирические исследования, основанные на реальных рыночных данных, и исследуются различные структурные свойства и атрибуты рыночных графов, такие как максимальные клики, максимальные независимые наборы, распределение степеней, кластеризация, корреляции Пирсона, сложность рыночных графов [3]. Концепция рыночного графа впервые была рассмотрена в [4], в которой рыночная сеть определяется как полно взвешенный граф, где узлы представляют активы, а веса отражают сходство между поведением активов (которое можно измерить, например, с помощью корреляции). В статье [4] между двумя вершинами в рыночном графе изображается ребро, если соответствующее значение коэффициента корреляции выше заданного порога.

Теория сложных сетей позволяет изучать и выстраивать топологические сетевые структуры рынка с дальнейшим выявлением связей между акциями и анализом скрытой информации. Данное исследование изучает влияние этих потрясений на динамику российского фондового рынка в период с 2012 по 2019.

В данной работе представлен анализ структурных, топологических и динамических свойств российского фондового рынка с использованием графа, плоского максимально фильтрованного графа, графов активов.

В работе [5] используются различные методы сетевого анализа для исследования финансовых сетей Китая и Соединенных штатов, а также исследуется поведение двух рынков.

Основные задачи ВКР:

- проанализировать научно-методическую литературу по теме бакалаврской работы;
- подготовка данных;
- изучить методы анализа сложных сетей и соответствующие разделы теории графов;
- проанализировать топологические свойства рыночных графов на основе доходности российских финансовых активов с использованием методов

математического и компьютерного моделирования, применяемых при анализе сложных сетей;

- разработать программный код для проведения соответствующего анализа свойств графов.

Бакалаврская работа состоит из введения, трех разделов, заключения и списка использованных источников.

Во введении описана краткая информация по изучаемой проблеме, приведены цели и задачи бакалаврской работы. В первом разделе рассказывается об основных понятиях в теории графов. Во втором разделе проводится статический анализ финансовой сети российского фондового рынка с подробным описанием данных и способов их обработки. В третьем разделе исследуется динамика рыночного графа с использованием аналогичных методов, описанных во втором разделе. Для проведения количественного анализа эмпирических данных был написан код на языке R, который приведен в Приложениях.

Результаты работы опубликованы в совместных статьях [6], [7], [8].

Актуальность работы: связана с тем, что анализ структуры и динамики поведения финансовых сетей позволяет выработать рекомендации надзорных органов, направленные на структурные изменения для смягчения неблагоприятных последствий, которые могут возникнуть в тесно взаимодействующих системах во время кризиса.

В первом разделе работы, озаглавленном «Введение в теорию графов», приводятся основные сведения этой теории, которые потребуются в дальнейшем. Теория графов – математическая основа сетевой науки. Отмечается, что для того, чтобы понять сложную систему, сначала необходимо узнать, как ее компоненты взаимодействуют друг с другом. Сеть – это каталог компонентов системы, часто называемых узлами или вершинами, и прямые взаимодействия между ними, называемые связями или ребрами. Такое сетевое представление предлагает общий язык для изучения систем, которые могут сильно различаться по своей природе, внешнему виду или объему.

Кроме того, описываются следующие понятия:

- свойства узлов:
 - степень;
 - распределение степеней;

- средняя степень вершины;
- матрицы смежности необходимые для полного представления о соединениях каждой из вершин в ориентированных и неориентированных графах

Второй раздел работы носит название «Статический анализ финансовой сети».

Рыночный граф определяется как полный взвешенный граф, в котором

- узлами являются финансовые активы или экономические объекты;
- вес дуги отражает сходство между поведением активов (в частности, в данной работе будет использована корреляция, при этом связь между двумя вершинами образуется, если соответствующее значение корреляции выше заданного порога.

Исторические данные по каждому дню и для каждой компаний брались из открытых источников на Yahoo Finance, за период с 2012-01-10 по 2019-04-09, соответственно с 1800 торговыми днями. В нашем исследовании рассматриваются данные по 191 компании в целом, среди которых 32 компании включены в индекс ММВБ.

Для расчета корреляции ρ_{ij} для пары акций необходимо построить временные ряды по цене (Adj Close) $P_i(t)$ для каждой компании s_i в момент времени t . Для сглаживания колебаний используется логарифмическая доходность $Y_i(t)$ (обычно используется просто $P_i(t)$) для каждой компании s_i в период времени $[t - \Delta t, t]$:

$$Y_i(t) = \ln P_i(t) - \ln P_i(t - \Delta t),$$

где $\Delta t = 1$ на основании ежедневных (шаг в один день) отчетов по доходам. Далле находим корреляционный коэффициент Pearson для каждой пары компаний s_i и s_j , обозначая среднее значение через $\langle \dots \rangle$:

$$\rho_{ij} = \frac{\langle Y_i Y_j \rangle - \langle Y_i \rangle \langle Y_j \rangle}{\sqrt{(\langle Y_i^2 \rangle - \langle Y_i \rangle^2)(\langle Y_j^2 \rangle - \langle Y_j \rangle^2)}}$$

Полученные коэффициенты ρ_{ij} могут принимать значение от -1 до 1 , при этом если $\rho_{ij} \leq 0$, то это значит что компании s_i и s_j колеблются

некоррелирующим образом, соответственно, если $\rho_{ij} \approx 1$, то компании явно коррелируют между собой.

На основании вычисленных значений выше, была построена матрица расстояний между каждой компанией, размерности $N \times N = 191 \times 191$ по формуле $d_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})}$.

Рыночный граф может быть построен на основе использования порогового подхода: ребра, вес которых больше при некотором фиксированном пороговом значении θ , удаляются, а оставшиеся ребра сохраняются.

Ребра в сети фильтруются следующим образом:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & d_{ij} < \theta, \\ 0, & d_{ij} \geq \theta. \end{cases}$$

В результате работы алгоритма все рассматриваемые компании были разделены на несколько кластеров. Всего было образовано 10 кластеров: основные материалы (сырье или материалы, составляющие главное материальное содержание производимого продукта), циклические потребительские товары, нециклические потребительские товары, энергия, финансы, здравоохранение, акции промышленных предприятий, технологии, телекоммуникационные услуги, коммунальные услуги.

На основе полученных данных был написан алгоритм для подсчета логарифмических доходностей за период с 2012 по 2019. Результаты работы программы представлены на рисунке 2.1. Особые изменения на графике наблюдаются в 2014 год, можно предположить, что это связано с введенными санкциями.

После получения данных о логарифмических доходностях был построен граф, узлы которого представляют активы, а ребра - это взаимосвязь между ними, если соответствующее значение коэффициента корреляции выше заданного порога. Таким образом был построен граф для анализа финансовой сети российского фондового рынка.

В таблице 2.1 представлены основные свойства сети ИМОЕХ для различных значений θ от 0.5 до 1.5.

С помощью пакета R была построена и визуализирована сеть для ИМОЕХ,

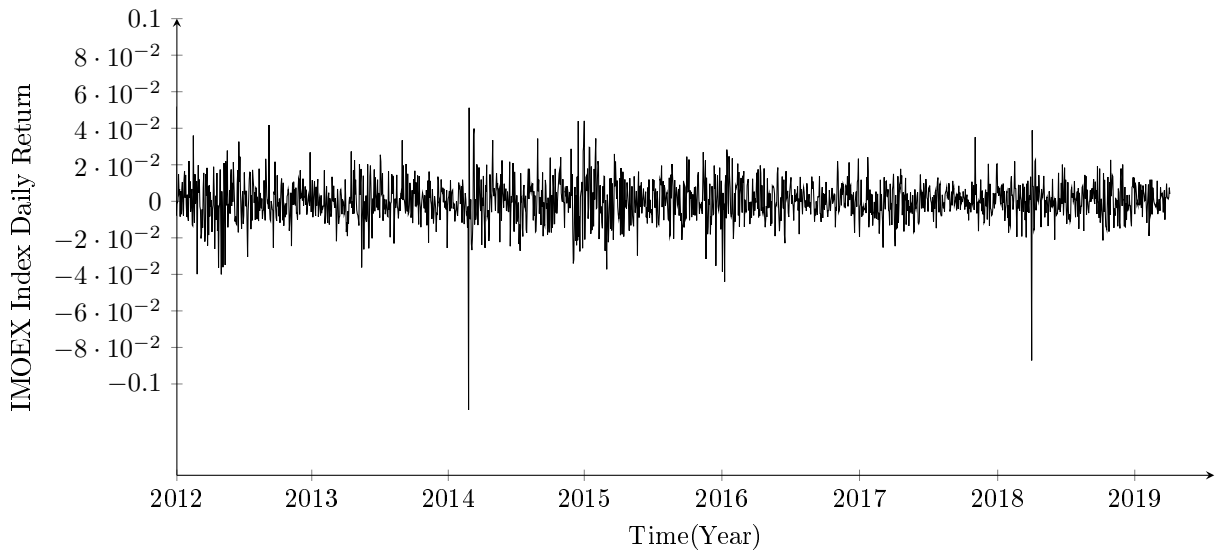


Рисунок 0.1 – Логарифмическая доходность

Таблица 0.1 – Результат анализа сети IMOEX

θ	$ e _{max}$	$ e $	$ e _{density}$	$\langle d \rangle$	$\langle d_{ij} \rangle$	d_{ij}^{max}	σ
0.5	18721	0	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.6	18721	1	0.0001	0.0103	0.5458	0.5458	0.0000
0.7	18721	2	0.0001	0.0206	0.5848	0.6238	0.0552
0.8	18721	2	0.0001	0.0206	0.5848	0.6238	0.0552
0.9	18721	4	0.0002	0.0412	0.7201	0.8969	0.1631
1	18721	17	0.0009	0.1753	0.8957	0.9994	0.1263
1.1	18721	80	0.0043	0.8247	1.0235	1.0992	0.0915
1.2	18721	376	0.0201	3.8763	1.1351	1.1999	0.0756
1.3	18721	1996	0.1066	20.5773	1.2393	1.2998	0.0648
1.4	18721	14260	0.7617	147.0103	1.3477	1.4000	0.0551
1.5	18721	18721	1.0000	193.0000	1.3638	1.4748	0.0563

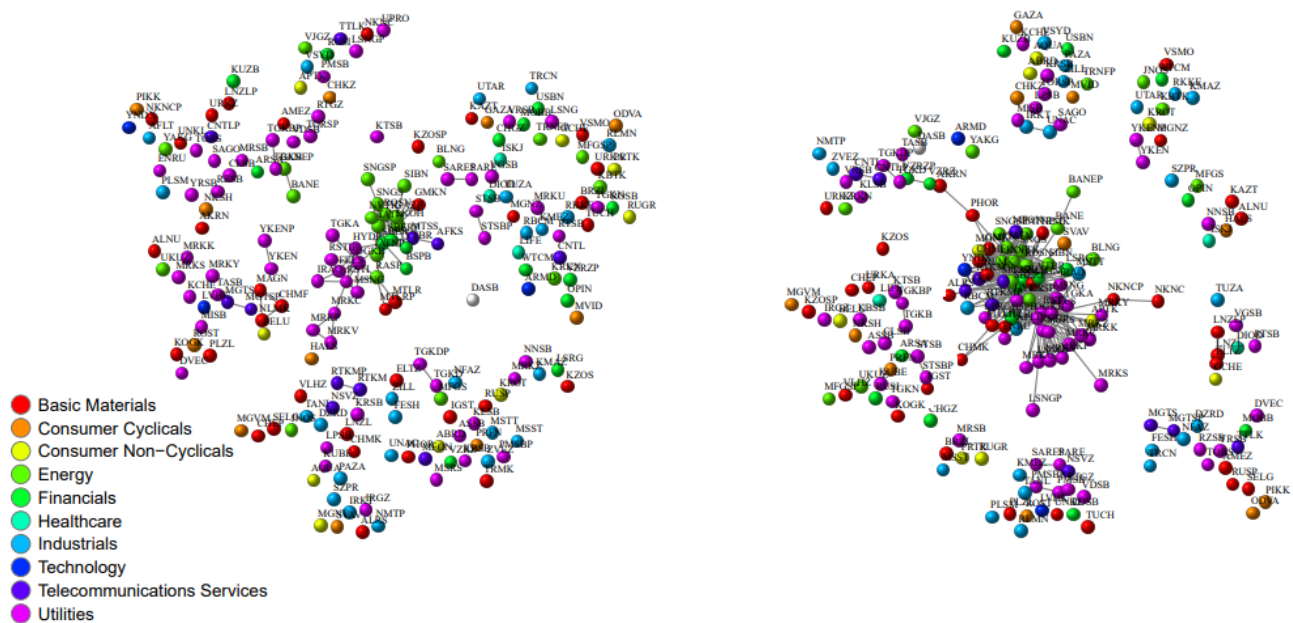
представленная на рисунке 2.2.

Раздел 3 работы носит название «Динамический анализ финансовой сети».

Для изучения фондового рынка в динамике, интервал 1800-дневных торговых дней был поделен на 75 последовательных перекрывающихся 250-дневных периодов. Даты, соответствующие каждому периоду, представлены в таблице 3.1.

Степень распределения и максимальный размер клики считаются важными структурными характеристиками рыночной сети. Эти параметры являются существенными графическими атрибутами и дают представление о структуре российского финансового рынка.

На рисунке 3.1 показан график плотностей для уровней отсечки $\theta = 1.2$



(a) IMOEX сеть для $\theta = 1.1$

(b) IMOEX сеть для $\theta = 1.2$

Рисунок 0.2 – Сеть для IMOEX θ равными 1.1 (a) и 1.2 (b)

Таблица 0.2 – Идентификаторы периодов, даты их начала и окончания

Период	Начало	Конец
1	10.01.2012	10.01.2013
2	10.02.2012	10.02.2013
3	10.03.2012	10.03.2013
...
...
73	10.01.2018	10.01.2019
74	10.02.2018	10.02.2019
75	10.03.2018	10.03.2019

для коэффициентов r , r^S и $\theta = 1.1$ для коэффициентов r^F , r^K .

Коэффициенты ранговой корреляции менее чувствительны к выбросам, чем коэффициент корреляции Пирсона. На рисунке 3.1 можно видеть резкий скачок (март 2014 г.) плотности сети, построенной с использованием коэффициента корреляции Пирсона. Тщательный анализ позволяет сделать вывод, что это связано с наличием единственного выброса, произошедшего 3 марта 2014 года. Показатели ранга более устойчивы к аномальным значениям в данных, а графики, генерируемые ими, более устойчивы. Можно видеть, что плотности графиков, полученные с использованием трех различных коэффициентов ранговой корреляции, очень похожи.

Динамика максимального размера клики для рыночной сети показана на рисунке 3.2. Можно видеть, что размер максимальной клики достиг своего

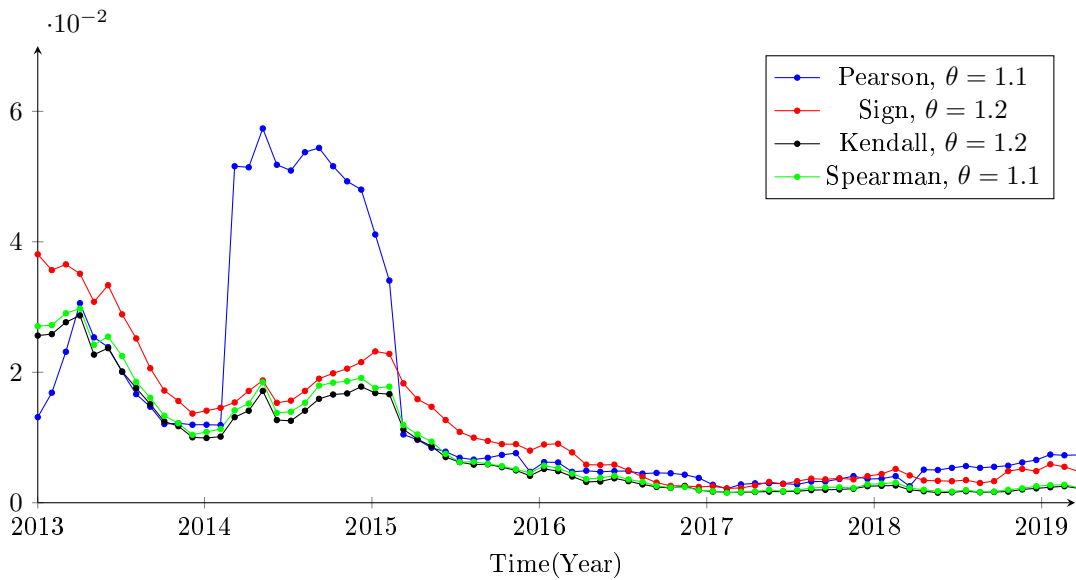


Рисунок 0.3 – График плотностей для различных типов корреляции

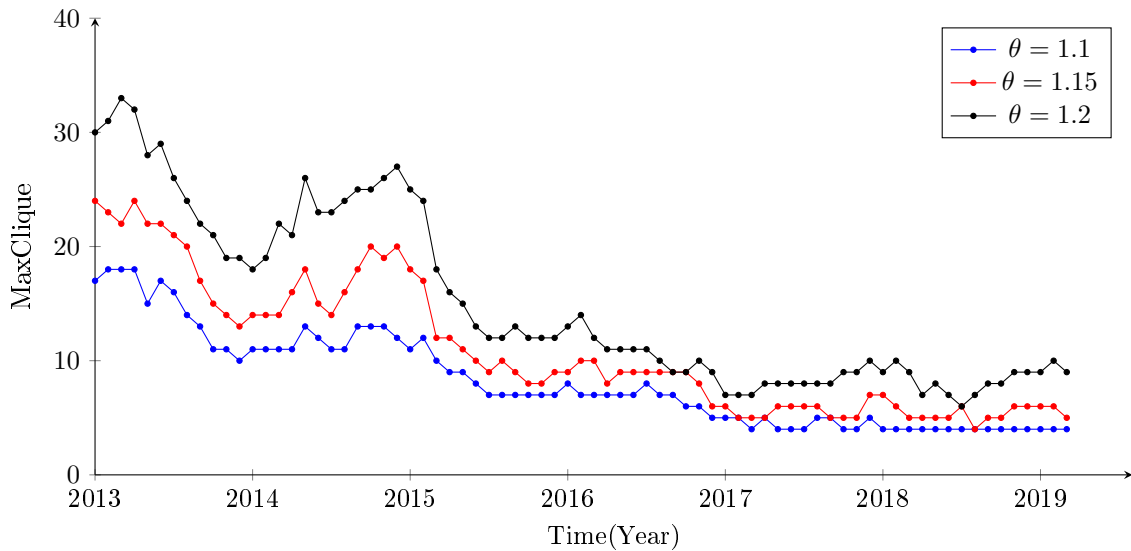


Рисунок 0.4 – Динамика максимального размера клики

наибольшего значения в начале рассматриваемый период и во время кризиса 2014 года наблюдалось увеличение максимального размера клики.

В таблице 3.2 представлены характеристики графика рынка за рассматриваемый период. Размеры независимых наборов в каждый период времени являются большими и почти постоянными во времени. Это означает, что взаимосвязи большого количества компаний не представлены в потоке новостей.

Таблица 0.3 – Характеристики рыночного графа ($\theta = 1.15$)

Период	Плотность распределения	Максимальная клика	Макс незав. набор	Диаметр	γ	β
2012	0.048	24	144	5	0.47	-0.13
2013	0.021	14	158	5	0.52	-0.45
2014	0.034	18	150	5	0.54	-0.34
2015	0.012	9	159	6	1.08	0.36
2016	0.003	6	172	4	1.64	-1.10
2017	0.006	7	167	6	1.42	0.79
2018	0.006	6	164	6	1.18	0.72

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате работы был разработан алгоритм сортировки данных и был произведен анализ финансовых сетей, а также проанализированы топологические свойства рыночных графов на основе доходности российских финансовых активов.

Также в ходе работы были рассчитаны матрицы корреляции для 194 активов, торгующихся на российской фондовой бирже в течение периода исследования с 2012 по 2019. На основе этих корреляционных были построены рыночные сети, где в качестве узлов рассматривались акции, а ребрами являлись в корреляционные отношения.

Основной целью было изучение свойств сетей с использованием теории сложных сетей с точки зрения науки о данных. Исследование показало, что топологические свойства российской фондовой сети отличаются обладают маленькой корреляцией между активами, торгуемыми на российском фондовом рынке. С одной стороны, это можно объяснить низкой ликвидностью большинства акций, торгуемых на ИМОЕХ. С другой стороны, даже акции с высокой ликвидностью имеют низкие корреляции.

Для изучения трендов в свойствах графа рынка, таких как плотность графа, число клик, а также закон распределения, получаемый из степеней вершин, был использован метод скользящего окна. Сетевые показатели со временем плавно меняются, отражая наличие долгосрочных тенденций в силе взаимосвязи между доходностью акций российских компаний.

Число клик и стабильность подмножества компаний, включенных в клику, могут использоваться как характеристики однородности финансового рынка. Была обнаружена тенденция к ослаблению корреляции между доходностью и уменьшению количества компаний из максимальной клики. Это позволяет прийти к выводу, что российский рынок становится все более неоднородным. Можно выделить устойчивое подмножество ценных бумаг, доходность которых демонстрирует сильная корреляция между собой во всех рассматриваемых периодах. Максимальная клика формируется вокруг лишь нескольких крупнейших российских компаний нефтегазовой отрасли или банковского сектора.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Boginski, V., Butenko, S.: Network models of massive datasets // Computer Science and Information Systems, vol. 1, 2004, 75–89 с.
- 2 Bautin, G. A, Kalyagin, V. A, Koldanov, A. P, Koldanov, P. A, Pardalos, P. M.: Simple measure of similarity for the market graph construction // Computational Management Science, vol. 10, 2013, 105-124 с.
- 3 Onnela, J. P., Kaski, K., Kertesz, J.: Clustering and information in correlation based financial networks // The European Physical Journal B, no. 38, 2004, 353–362 с.
- 4 Kenett, D. Y, Tumminello, M., Madi, A., Gur-Gershgoren, G., Mantegna, R. N., Ben-Jacob, E.: Dominating Clasp of the Financial Sector Revealed by Partial Correlation Analysis of the Stock Market // PLOS ONE, no. 5, 2010, 1-14 с.
- 5 Newman, M. E. J.: The structure and function of complex networks // SIAM Review, vol. 45, no. 2, 2003, 167–256 с.
- 6 Sidorov, S. P. Company co-mention network analysis // Computational Aspects and Applications in Large-Scale Networks / Ed. by V. A. Kalyagin, P. M. Pardalos, O. Prokopyev, I. Utkina. — Cham: Springer International Publishing, 2018. — Pp. 341–354.
- 7 Balash, V. Analysis of news flow dynamics based on the company co-mention network characteristics // Complex Networks and Their Applications VII / Ed. by L. M. Aiello, C. Cherifi, H. Cherifi, R. Lambiotte, P. Lió, L. M. Rocha. — Cham: Springer International Publishing, 2019. — Pp. 521–533.
- 8 Balash, V. Comparative analysis of financial network topology for the russian, chinese and us stock markets / V. Balash, S. Sidorov, A. Faizliev, A. Grigoriev, A. Chekmareva, D. Melnichuk // *WSEAS TRANSACTIONS on BUSINESS and ECONOMICS*. — 2020. — Vol. 17. — Pp. 120–132.