

Графовые методы описания торгового профиля региона

Кисляков А. Н.

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Владимирский филиал), г. Владимир, Российская Федерация; ankislyakov@mail.ru

РЕФЕРАТ

Работа посвящена актуальной проблеме построения торгового профиля региона и исследования устойчивости развития региональных внешнеторговых связей путем анализа результатов внешнеэкономической деятельности региона. Целью работы является разработка метода описания торгового профиля региона на основе теории графов, а также оценка возможности интерпретации поведения выявленных групп товаров с позиции анализа динамики объемов импорта и экспорта. В качестве основной гипотезы в работе используется утверждение, что сетевая модель описания внешнеторговых связей региона должна быть сбалансирована относительно ожиданий поставщиков и потребителей продукции, в противном случае возникает дисбаланс, порождающий изменения в структуре внешнеторговых связей. Предложена методика исследования внешнеэкономических связей и разработки на их основе торгового профиля региона с использованием сетевых графов и кластерного подхода, позволяющая выявлять устойчивые группы товаров и на их основе оценить основные тенденции изменения и потенциал развития внешнеэкономической деятельности региона. Рассматриваются особенности вычисления матрицы смежности для построения графа, а также выявления групп вершин, связанных друг с другом с целью выявления полных подграфов — клик, что позволяет выявить основные устойчивые во времени товарные группы, от которых зависит внешнеэкономическая деятельность региона. Описанную методику следует применять для повышения эффективности построения и описания торгового профиля региона в целях управления развитием внешнеэкономической деятельности региона, исследования свойств групп товаров и их признаков.

Ключевые слова: сетевые графы, кластерный анализ, временные ряды, внешнеэкономическая деятельность

Для цитирования: *Кисляков А. Н.* Графовые методы описания торгового профиля региона // Управленческое консультирование. 2022. № 2. С. 70–80.

Graph Methods for Describing the Trade Profile of a Region

Aleksey N. Kislyakov

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (Vladimir Branch), Vladimir, Russian Federation; ankislyakov@mail.ru

ABSTRACT

The work is devoted to the actual problem of building the trade profile of the region and studying the sustainability of regional foreign trade relations by analyzing the results of the region's foreign economic activity. The aim of the work is to develop a method for describing the trade profile of the region based on graph theory, as well as to assess the possibility of interpreting the behavior of the identified groups of goods from the point of view of analyzing the dynamics of import and export volumes. As the main hypothesis, the paper uses the statement that the network model of describing the foreign trade relations of the region should be balanced with respect to the expectations of suppliers and consumers of products, otherwise there is an imbalance that generates changes in the structure of foreign trade relations. A methodology for the study of foreign economic relations and the development of a trade region based on them using network graphs and a cluster approach is proposed, which makes it possible to identify stable groups of goods and, on their basis, assess the main trends in changes and the potential for the development of foreign economic activity in the region. We

consider the features of calculating the adjacency matrix for constructing a graph, as well as identifying groups of vertices connected to each other in order to identify complete sub-graphs — clicks, which allows us to identify the main time-stable commodity groups on which the foreign economic activity of the region depends. The described methodology should be used to improve the efficiency of building and describing the trade profile of the region in order to manage the development of foreign economic activity in the region, study the properties of product groups and their characteristics.

Keywords: network graphs, cluster analysis, time series, foreign economic activity

For citing: Kislyakov A. N. Graph Methods for Describing the Trade Profile of a Region // Administrative consulting. 2022. N 2. P. 70–80.

Введение

В условиях перехода к цифровой экономике определяющее значение имеет государственное регулирование экономики, без которого невозможно инновационное и эффективное развитие государства. В третьем десятилетии XXI в. не утратили свою актуальность проблемы реструктурирования региональной экономики, повышения инвестиционной привлекательности регионов, конкурентоспособности высокотехнологичных видов продукции и развития экспортного потенциала. Одним из перспективных направлений, оказывающих влияние на решение ключевых задач регионального развития в условиях санкционного давления, является внешнеэкономическая деятельность регионов.

При этом важной задачей является максимизация положительного воздействия внешнеэкономической деятельности на развитие региона при одновременном снижении потерь, связанных с высокой зависимостью базовых отраслей промышленности от конъюнктуры мировых рынков. Решение данной задачи невозможно без качественного анализа торгового профиля региона, а также дальнейшего прогнозирования и планирования внешнеэкономической деятельности.

В настоящее время эффективное управление региональным развитием основано на концепции принятия управленческих решений на основе данных (Data Driven), которая сопровождается огромным количеством данных, касающихся описания социально-экономических связей между компаниями и клиентами. На основе социальных графов строятся рекомендательные системы, а также выполняется сегментация потребителей и решаются другие бизнес-задачи [11].

Разумеется, эти задачи не должны рассматриваться в отрыве от внешней конкурентной среды компании. Аналогично, и внешнеэкономические связи региона невозможно рассматривать в отрыве динамики изменения конъюнктуры мировых рынков, для чего необходимо построение и анализ торгового профиля региона для оценки наиболее значимых и устойчивых направлений развития как экспортного потенциала, так и повышения индекса экономической сложности [5; 8] за счет выезда на мировой рынок инновационных и высокотехнологичных видов продукции.

Целью работы является разработка метода описания торгового профиля региона на основе теории графов, а также оценка возможности интерпретации поведения выявленных групп товаров и стран с позиции анализа динамики объемов экспорта и импорта.

В качестве основной гипотезы в работе используется утверждение, что сетевая модель описания внешнеторговых связей региона должна быть сбалансирована относительно ожиданий поставщиков и потребителей продукции, в противном случае возникает дисбаланс, порождающий изменения в структуре внешнеторговых связей [2]. Поэтому возникает необходимость анализа сходства поведения отдельных товарных групп в динамике.

В работе предлагается методика исследования внешнеэкономических связей и разработки на их основе торгового региона с использованием сетевых графов и кластерного подхода [12], позволяющая выявлять устойчивые группы товаров и на их основе оценить основные тенденции изменения и потенциал развития внешнеэкономической деятельности региона.

Методы исследования

Сетевые графы отображают внешнеэкономические отношения между странами по группам товаров товарной номенклатуры внешнеэкономической деятельности (ТНВЭД) и формируют сообщества (кластеры). Применительно к вершинам графа могут выступать как отдельные страны — экспортеры/импортеры продуктов, к ребрам — объем импортируемых/экспортируемых продуктов в денежном выражении.

Для анализа сетевых сообществ необходимо построить и визуализировать сетевой граф на основе признаков взаимодействия вершин [3; 12], а также оценить характеристики графа, и характеристики качества разбиения вершин на группы (кластеры) [12] для более надежной интерпретации результатов.

Типовым набором данных при этом является таблица, в которой каждый столбец характеризует отдельный признак (время, место, дата, код продукта, количество) каждой транзакции в направлении «импорт/экспорт», по которой создается сводный отчет в формате представления динамики изменения целевого показателя в разрезе каждого продукта.

На основе этого набора данных существует возможность проанализировать изменение показателей объема импорта/экспорта по каждому товарам (и/или товарным группам) в динамике и сравнить полученные значения, представленные в виде временных рядов на предмет сходства в целях группировки вершин в кластеры. Сравнение может быть выполнено на основе расчета коэффициентов парной корреляции, вычисления на их основе матрицы смежности и построении ориентированного графа [3].

Основная проблема состоит в огромном количестве вершин: когда много товаров и потребителей, возникают сложности как при оценке большого количества связей, так и при учете относительно «слабых» взаимодействий в сетевой модели. При большом количестве вершин V и ребер E анализ графа $G(V, E)$ усложняется и его геометрическое представление не всегда удобно для анализа.

В целях уменьшения избыточности данных существует возможность объединения отдельных товаров в укрупненные группы в соответствии с номенклатурой ТНВЭД, а также исключение из сводной таблицы, описывающей динамику объемов импорта/экспорта, временных рядов, содержащих большое количество нулевых значений.

Далее на основе парных коэффициентов корреляции временных рядов [7] укрупненных групп товаров, выступающих в качестве вершин сетевого графа, строится матрица смежности $A = [a_{ij}]_l^n$, где элемент a_{ij} — число ребер, соединяющих вершины x_i и x_j . Матрица смежности позволяет представить плотные неориентированные графы с множеством вершин V и множеством ребер E , для которых $(|E|) \approx (|V|^2 / 2)$. Однако для случая построения матрицы смежности на основе коэффициентов парной корреляции r_{ij} существует неравномерное распределение количества вершин графа, имеющих относительно высокие и относительно низкие абсолютные значения парных коэффициентов корреляции временных рядов. Поэтому в целях более наглядного представления наиболее значимых и устойчивых связей между вершинами графа необходимо удалить слабые связи, в соответствии с некоторым пороговым значением t коэффициентов корреляции r_{ij} , т. е. для $r_{ij} < t$, таким образом:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если ребро } u_i \text{ смежно ребру } u_j \text{ и } r_{ij} \geq t; \\ 0 & \text{— во всех остальных случаях.} \end{cases} \quad (1)$$

От выбора порогового значения зависит количество и вершин i , в конечном итоге, результат построения графа, однако если количество ребер графа, в сопоставлении с количеством вершин, невелико, то значения многих элементов матрицы смежности будут нулевыми, следовательно, пороговое значение стоит снизить. С другой стороны, излишне плотный граф не позволит выявить устойчивые группы объектов. Задача может быть решена по-разному: так, например, в случае взвешенного графа элементы матрицы смежности вместо чисел 0 и 1, указывающих на присутствие или отсутствие связи между вершинами, содержат веса самих ребер, что позволяет точнее измерить степень вершин. Оставить наиболее значимые связи также можно, применив алгоритм g -окрестности «разрежения» матрицы смежности. Так, в соответствии с принципом Парето, разумно оставить не менее 20% наиболее значимых связей, и на основе полученной матрицы смежности построить граф g -окрестности [6].

Однако для того чтобы сосредоточиться на анализе и выявлении групп вершин, связанных друг с другом, следует перейти к задаче выделения полных подграфов — клик [1; 4]. Клик в неориентированном графе $G(V, E)$ называется подмножеством вершин, каждая пара которых соединена ребром графа — это полный подграф первоначального графа, а максимальная клика — это клика, которая не может быть расширена путем включения дополнительных смежных вершин. Выявление и анализ временных рядов товарных групп, описывающих внешнеэкономическую деятельность региона в виде количества вершин максимальной клики графа, т. е. кликового числа графа, позволяет выявить основные устойчивые во времени товарные группы, от которых зависит внешнеэкономическая деятельность региона.

Результаты

Рассмотрим возможности анализа внешнеэкономической деятельности Российской Федерации на основе описанного подхода как в разрезе отдельных регионов, так и в разрезе отдельных товарных групп. Из открытых источников были взяты показатели объемов импорта и экспорта по группам товарной номенклатуры внешнеэкономической деятельности. Набор данных представлен в виде таблицы, которая представляет собой выгрузку из базы по всем группам ТНВЭД за последние пять лет. Реализация подхода выполнялась с применением библиотек `pandas` и `networkx` на языке Python.

В качестве примера была исследована внешнеэкономическая деятельность Владимирской области за период с 2016 по ноябрь 2020 г. по месяцам (всего 58 периодов). Исходный набор данных состоит из более чем 180 тысяч записей, представленных в 14 столбцах: направление: импорт/экспорт (NAPR), Период (PERIOD), Страна (STRANA), группы ТНВЭД (TNVED) в четырех форматах, Единицы измерения (EDIZM), Стоимость, долл. США (STOIM), Масса нетто в кг (NETTO), Количество (если измеряется в шт.) (KOL), Регион (REGION) и Федеральный Округ (REGION_S). Очевидно, что для объективной оценки объемов импорта/экспорта по отдельному региону рационально использовать показатель стоимости по отдельным периодам (месяцам), для этого необходимо построить сводную таблицу [6; 7] по товарным группам.

Для более укрупненного анализа были выбраны четырехзначные коды товарных групп (TNVED4). Дальнейший анализ и построение торгового профиля были проведены для направления экспорта и оценки экспортного потенциала Владимирской

**Сводная таблица по товарным группам для экспорта Владимирской области
в виде временных рядов (часть данных скрыта)**

Table 1. Summary table by product groups for export of Vladimir region
in the form of time series (part of data hidden)

PERIOD/ TNVED	0106	0305	0307	0402	0406	0408	0504	0701	0709	...
01.01.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.02.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.03.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.04.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.05.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.06.2016	0	733	175	0	709	0	0	0	377 087	...
01.07.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	1 558 835	...
01.08.2016	0	0	0	0	23 221	0	0	0	965 786	...
01.09.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	423 376	...
01.10.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	452 960	...
01.11.2016	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.12.2016	0	0	0	0	0	0	0	7620	0	...
01.01.2017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...
01.02.2017	0	0	0	0	0	0	0	248 861	0	...
01.03.2017	0	0	0	0	0	1208	0	350 268	0	...
...

области. Следует отметить, что построение торгового профиля в направлении импорта является аналогичным.

В сводной табл. 1 уже отсутствуют товарные группы, содержащие более 90% нулевых значений по всем 58 периодам. На основе полученных значений была вычислена корреляционная матрица, представленная в табл. 2.

Для построения графов, показанных на рис. 1, были вычислены матрицы смежности, в качестве порогового значения t коэффициентов корреляции r_{ij} выбирались значения, равные 0,5; 0,6; 0,7 и 0,8 соответственно.

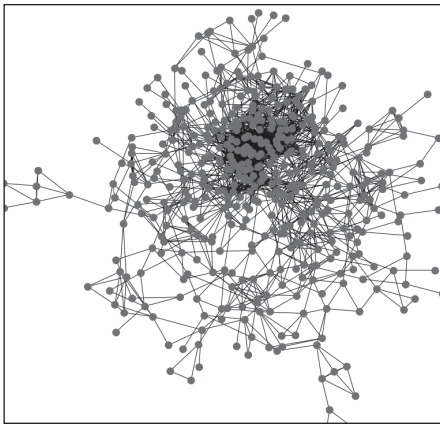
Таблица 2

**Корреляционная матрица по товарным группам
для экспорта Владимирской области (часть данных скрыта)**

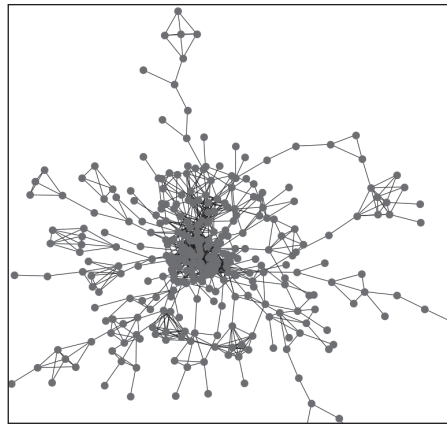
Table 2. Correlation matrix by product groups for export
of Vladimir region (some data is hidden)

TNVED	0106	0305	0307	0402	0406	...	09616	09617	09618
0106	0.000000	0.254402	0.256522	-0.061825	0.055125	...	-0.075283	-0.079918	-0.071022
0305	0.254402	0.000000	0.796860	-0.067210	0.157357	...	0.035776	0.116439	-0.145873
0307	0.256522	0.796860	0.000000	-0.059684	0.154791	...	0.115050	0.041014	-0.107281
0402	-0.061825	-0.067210	-0.059684	0.000000	0.020079	...	0.214562	-0.049892	-0.044619

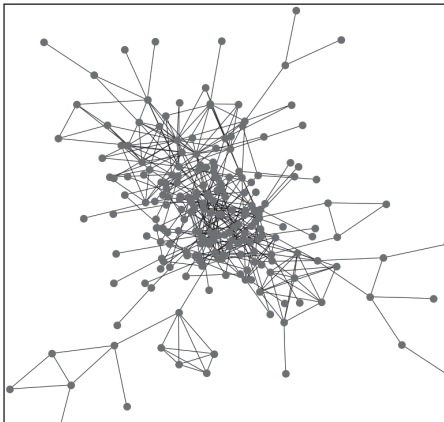
TNVED	0106	0305	0307	0402	0406	...	09616	09617	09618
0406	0.055125	0.157357	0.154791	0.020079	0.000000	...	0.020107	0.106322	0.020843
...
09616	-0.075283	0.035776	0.115050	0.214562	0.020107	...	0.000000	-0.092259	-0.078774
09617	-0.079918	0.116439	0.041014	-0.049892	0.106322	...	-0.092259	0.000000	-0.076998
09618	-0.071022	-0.145873	-0.107281	-0.044619	0.020843	...	-0.078774	-0.076998	0.000000



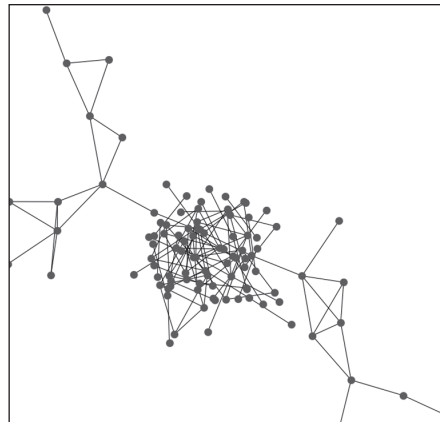
а



б



в



г

Рис. 1. Графы по товарным группам для экспорта Владимирской области и порогового значения коэффициента корреляции 0,5 (а), 0,6 (б); 0,7 (в) и 0,8 (г) (для лучшего восприятия подписи вершин не указаны)

Fig. 1. Graphs by product groups for export of Vladimir region and threshold value of correlation coefficient 0.5 (a), 0.6 (b); 0.7 (v) and 0.8 (r) (for better perception of vertex signature are not indicated)

Обсуждение

Построенные графы позволяют оценить наиболее связанные товарные группы, которые имеют схожее поведение в динамике, а также оценить обособленные вершины и осуществить поиск подграфов. Визуальный анализ показывает, что при увеличении порогового значения t сокращается количество узлов и ребер графа, а детальный анализ результатов показывает, что при высоком значении коэффициента корреляции в максимальную клику попадают вершины, имеющие аномальные значения показателей в один и тот же период времени. При относительно пониженных значениях коэффициента корреляции сложность графа возрастает, однако ухудшается интерпретируемость признаков, по которым вершины объединяются в максимальную клику. Поэтому наиболее сбалансированным вариантом в данном случае является выбор порогового значения коэффициента корреляции на уровне 0,6–0,7.

Так, на рис. 1в представлен неориентированный граф по товарным группам для экспорта Владимирской области, построенный для матрицы смежности с пороговым значением $t = 0,7$, описывающий связи отдельных товарных групп в общей «картине» экспорта для региона. Данный граф содержит 346 ребер и 217 вершин, при этом в нем содержится 140 клик, максимальная клика содержит 7 вершин с кодами ТНВЭД [1601, 3917, 7412, 7013, 4418, 2521, 3923], расшифровка которых приведена в табл. 1. Также существует возможность вычислить все статистические характеристики временных рядов [4], входящих в максимальную клику и визуализировать эти временные ряды (рис. 2). Визуально можно оценить, что одним из обобщающих признаков этих временных рядов является тенденция к возрастанию объемов экспорта указанных товаров.

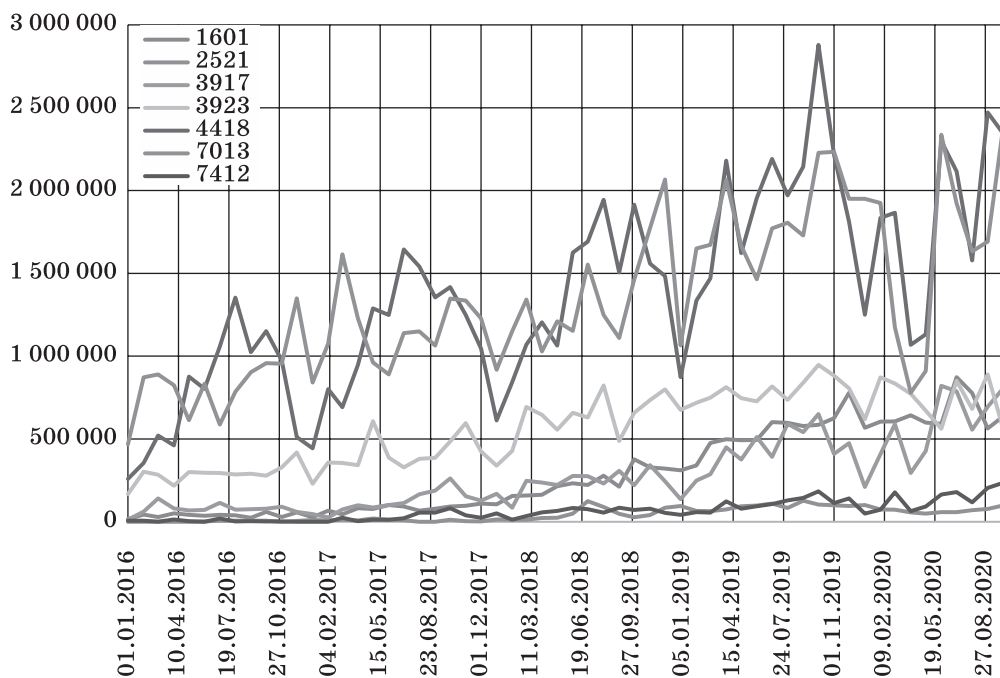


Рис. 2. Временные ряды показателей объемов экспорта по товарным группам, входящим в максимальную клику

Fig. 2. Time series of export volume indicators by product groups included in the maximum click

Коды товарных подгрупп ТНВЭД, вошедших в первую клику
 Table 3. Codes of commodity subgroups of CN FEA included in the first click

Код ТНВЭД	Наименование подгруппы ТНВЭД
1601	Колбасы и аналогичные продукты из мяса, мясных субпродуктов; готовые пищевые продукты, изготовленные на их основе
3917	Трубы, трубки, шланги и их фитинги (например, соединения, колена, фланцы) из пластмасс
3923	Изделия для транспортировки или упаковки товаров, из пластмасс; пробки, крышки, колпаки и другие укупорочные средства из пластмасс
7013	Посуда столовая и кухонная, принадлежности туалетные и канцелярские, изделия для домашнего убранства или аналогичных целей, стеклянные (кроме изделий товарной позиции 7010 или 7018)
7412	Фитинги медные для труб или трубок (например, муфты, колена, фланцы)
4418	Изделия столярные и плотницкие, деревянные, строительные, включая ячеистые деревянные панели, панели напольные собранные, гонт и дранку кровельные
2521	Флюс известняковый; известняк и прочий известняковый камень, используемый для изготовления извести или цемента (флюс известняковый; известняк и прочий известняковый камень, используемый для изготовления извести или цемента)

Следует отметить, что в случае отсутствия «прореживания» исходного набора данных на начальном этапе путем отбрасывания временных рядов, имеющих нулевые значения показателей более в чем 90% случаев, именно эти «аномальные» временные ряды попадали в первую клику (табл. 3), что ухудшало интерпретацию результатов, при этом набор вершин, составляющих первую клику для $t = 0,7$ при увеличении t до 0,8 входил уже в 30-ю клику.

Вторая и последующие клики также могут быть полезны с точки зрения анализа вхождения и/или исключения новых товарных групп, а также поиска и интерпретации новых закономерностей объединения товаров в клики. Так, например, на рис. 3 для указанного на рис. 1в графа показан состав и поведение временных рядов для товарных групп 2-й клики (рис. 3).

Результаты, показанные на рис. 3, позволяют сделать вывод о сокращении количества товарных групп, входящих в клику до 6 с номерами [1601, 3917, 7412, 7013, 4418, 1905]. При этом товарные группы с номерами 3917, 7412 и 7013, входящие в первую клику, также оказались и во второй. Анализ изменения объемов экспорта по данным группам дает возможность интерпретировать признаки объединения данных товаров в новую клику.

На рис. 4 показано изменение количества элементов в кликах, позволяющее оценить, сколько значимых групп существует в графе: в данном случае первая клика содержит 7 элементов, последующие 6 — по 6 элементов. Товарные группы, входящие в эти клики, являются наиболее значимыми и составляют основной перечень товаров, формирующих торговый профиль региона. Именно на эти товарные группы следует обратить внимание при дальнейшем прогнозировании [10] и планировании внешнеэкономической деятельности региона по причине высокой сте-

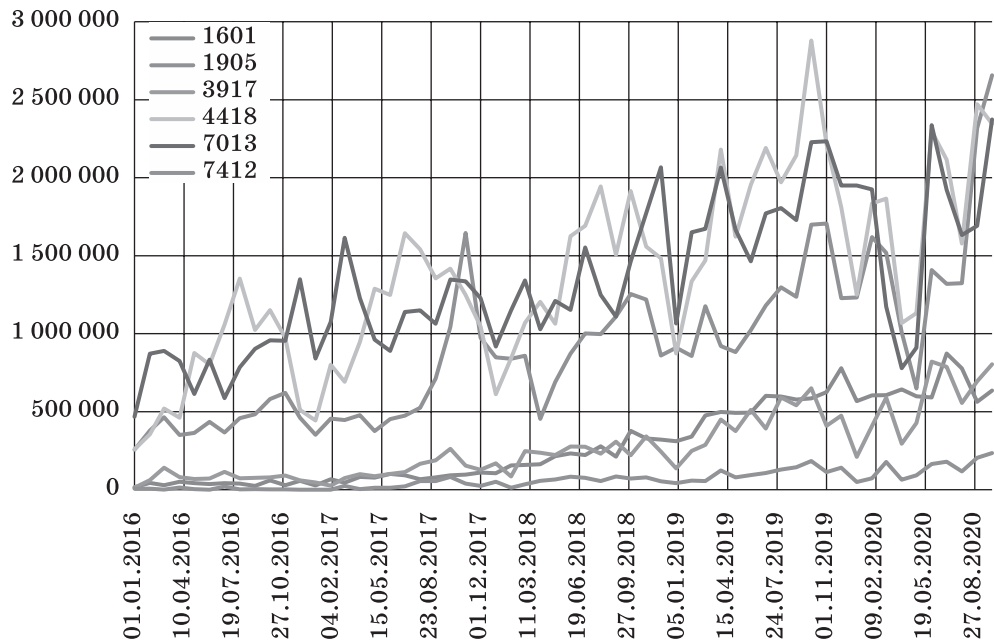


Рис. 3. Временные ряды показателей объемов экспорта по товарным группам, входящим во вторую клику
 Fig. 3. Time series of export volume indicators by product groups included in the second click

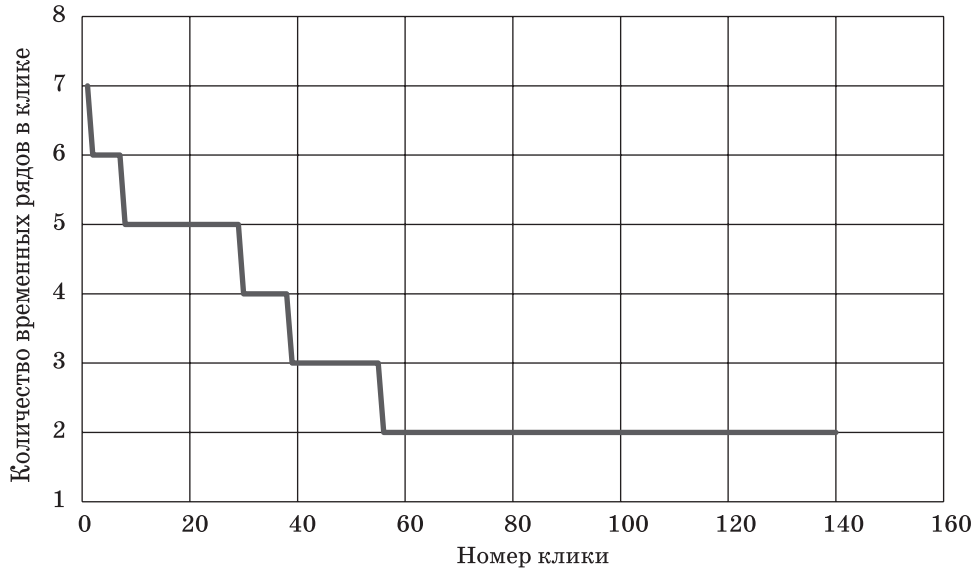


Рис. 4. Изменение количества элементов в кликах
 Fig. 4. Change the number of items in clicks

пени корреляции показателей объемов экспорта для каждой пары этих товарных групп.

При анализе торгового профиля в разрезе стран также следует обратить внимание на нулевые значения показателей объемов импорта/эксперта. Ввиду того, что перечень стран по количеству является гораздо меньшим, чем перечень товаров, анализ графа даст более «укрупненные» и хуже интерпретируемые результаты, поэтому имеет смысл проводить комплексный анализ.

Выводы

Результаты анализа построенных на основе описанной методики графов позволяют сделать следующие выводы.

1. Показанные в примере результаты являются основой для построения торгового профиля региона путем анализа неориентированного графа и ключевых групп товаров, составляющих базу экспортного потенциала региона.

2. Прореживание исходного набора данных на начальном этапе путем исключения временных рядов, имеющих более 90% нулевых, повышает интерпретируемость модели, но не позволяет локализовать временные ряды, имеющие схожее аномальное поведение.

3. Для повышения интерпретируемости результатов анализа товарных групп в максимальной клике необходимо исследовать возможность применения альтернативных метрик [9] для сравнения временных рядов, что является одним из направлений проведения дальнейших исследований.

4. Использование коэффициента корреляции в качестве метрики описания изменчивости временных рядов и степени их связи позволяет реализовать создание интерпретируемой модели сопоставления товарных групп в динамике.

Указанную методику следует применять для повышения эффективности построения и описания торгового профиля региона в целях управления развитием внешнеэкономической деятельности региона, исследования свойств групп товаров и их признаков.

Литература

1. Гольцева А. Ю. Исследование рыночного графа российского фондового рынка в контексте структурной динамики // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2014. № 17. С. 307–313.
2. Кисляков А. Н. Асимметрия информации в задачах анализа социально-экономических процессов // Вестник НГУЭУ. 2020. № 1. С. 64–75.
3. Кисляков А. Н. Графовая кластеризация поведенческой активности пользователей продукта с учетом информационной асимметрии // Известия Юго-Западного государственного университета. Сер.: Экономика. Социология. Менеджмент. 2020. № 3. С. 152–163.
4. Мاستицкий С. Э. Анализ временных рядов с помощью R. 2020 [Электронный ресурс]. URL: <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r> (дата обращения: 29.04.2021).
5. Моисеев А. К., Бондаренко П. А. Применение индекса экономической сложности в макрофинансовых моделях // Проблемы прогнозирования. 2020. № 3. С. 101–112.
6. Шитиков В. К., Мاستицкий С. Э. Классификация, регрессия, алгоритмы Data Mining с использованием R. 2017 [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/ranalytics/data-mining> (дата обращения: 29.04.2021).
7. Franklin J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction // The Mathematical Intelligencer. 2003. Vol. 27. P. 83–85.
8. Hausmann R., Hidalgo C., Bustos S., Coscia M. at al. The Atlas of Economic Complexity: Mapping Paths to Prosperity. Cambridge : Center for International Development, Harvard University, MIT, 2011. P. 108–358.
9. Kislyakov A., Tikhonuyk N. Principles for Development of Predictive Stability Models of Social and Economic Systems on the basis of DTW // First Conference on Sustainable Development: Industrial Future of Territories (IFT 2020), 2020. Vol. 208, N 08001.

10. *Kislyakov A. N., Filimonova N. M., Omarova N. Yu.* Development of Predictive Models of Socio-Economic Systems Based on Decision Trees with Multivariate Response // *Advances in Economics, Business and Management Research (AEBMR). Proceedings of International Scientific and Practical Conference "Russia 2020 — a new reality: economy and society"*. 2021. P. 198–203.
11. *Galit Shm.* *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications* in R. New Jersey : Wiley, 2017.
12. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.* *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2-nd ed. Springer, 2017.

Об авторе:

Кисляков Алексей Николаевич, доцент кафедры информационных технологий Владимирского филиала РАНХиГС (г. Владимир, Российская Федерация), кандидат технических наук; ankislyakov@mail.ru

References

1. Goltseva A.Yu. Research of the market graph of the Russian stock market in the context of structural dynamics // *New information technologies in automated systems [Novye informatzionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh]*. 2014. N 17. P. 307–313 (in Rus).
2. Kislyakov A. N. Asymmetry of information in the tasks of analyzing socio-economic processes // *Bulletin of the NSUEM [Vestnik NGUEU]*. 2020. N 1. P. 64–75 (in Rus).
3. Kislyakov A.N. Graph clustering of behavioral activity of product users taking into account information asymmetry // *News of Southwestern State University [Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta]*. Series: Economics. Sociology. Management. 2020. N 3. P. 152–163 (in Rus).
4. Mastitsky S. E. Analysis of time series using R. 2020 [Electronic resource]. URL: <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r> (case date: 29.04.2021) (in Rus).
5. Moiseev A. K., Bondarenko P. A. Application of the economic complexity index in macro-financial models // *Forecasting problems [Problemy prognozirovaniya]*. 2020. N 3. P. 101–112 (in Rus).
6. Shitikov V. K., Mastitsky S. E. Classification, regression, Data Mining algorithms using R. 2017. [Electronic Resource]. URL: <https://github.com/ranalytics/data-mining> (case date: 29.04.2021) (in Rus).
7. Franklin J. *The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction* // *The Mathematical Intelligencer*. 2003. Vol. 27. P. 83–85.
8. Hausmann R., Hidalgo C., Bustos S., Coscia M. at al. *The Atlas of Economic Complexity: Mapping Paths to Prosperity*. Cambridge : Center for International Development, Harvard University, MIT, 2011. P. 108–358.
9. Kislyakov A., Tikhonuyk N. Principles for Development of Predictive Stability Models of Social and Economic Systems on the basis of DTW // *First Conference on Sustainable Development: Industrial Future of Territories (IFT 2020)*, 2020. Vol. 208, N 08001.
10. *Kislyakov A. N., Filimonova N. M., Omarova N. Yu.* Development of Predictive Models of Socio-Economic Systems Based on Decision Trees with Multivariate Response // *Advances in Economics, Business and Management Research (AEBMR). Proceedings of International Scientific and Practical Conference "Russia 2020 — a new reality: economy and society"*. 2021. P. 198–203.
11. *Galit Shm.* *Data Mining for Business Analytics: Concepts, Techniques, and Applications* in R. New Jersey : Wiley, 2017.
12. *Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.* *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2-nd ed. Springer, 2017.

About the author:

Aleksey N. Kislyakov, Associate Professor of the Chair of Information Technology of Vladimir Branch of RANEPa (Vladimir, Russian Federation), PhD in Technical Science; ankislyakov@mail.ru