

П.Н. Павлов

РАНХиГС, Москва

В.С. Косарев

Аналитический центр при Правительстве Российской Федерации, Москва

## Прогнозирование торговых потоков российской нефтяной отрасли в условиях международных санкций с помощью графовой нейросетевой модели<sup>1</sup>

**Аннотация.** В статье рассматривается подход к прогнозированию торговых потоков российской нефтяной отрасли с помощью графовой нейросетевой модели (GNN) в условиях международных санкций. В качестве факторов, определяющих объем торговых потоков, среди прочего рассматриваются классические факторы из гравитационной модели международной торговли, включая ВВП и многостороннее сопротивление. Архитектура предложенной графовой нейросетевой модели включает два сверточных слоя и многослойный перцептрон. Для калибровки модели используются данные Comtrade о глобальных торговых потоках нефти и нефтепродуктов, в том числе показатели «зеркальной» таможенной статистики для РФ, агрегированные до полугодовых интервалов за период 2015–2023 гг. Построены оценки прогнозных свойств предложенной графовой нейросетевой модели: определено, что для рынка российских нефтепродуктов точность прогнозов выше, чем для рынка сырой нефти, а более точные прогнозы на основе GNN-модели, использующей гравитационные факторы торговли, получены для стран, в отношении которых санкции не применялись. Смоделированы последствия гипотетического усиления режима вторичных санкций для глобальной нефтяной отрасли на период до конца 2025 г.

**Ключевые слова:** международная торговля, графовые нейронные сети, гравитационная модель, нефтяная отрасль, антироссийские санкции.

Классификация JEL: F17, Q35, C60, F51.

Для цитирования: Павлов П.Н., Косарев В.С. (2025). Прогнозирование торговых потоков российской нефтяной отрасли в условиях международных санкций с помощью графовой нейросетевой модели // *Журнал Новой экономической ассоциации*. № 4 (69). С. 36–56.

DOI: 10.31737/22212264\_2025\_4\_36-56

EDN: VRWQVZ

### 1. Введение

Санкции недружественных стран, введенные в период 2022–2025 гг., отразились как на объемах международных торговых потоков российской нефтяной отрасли, так и на их направлениях. На сегодняшний день в отношении РФ принято и введено в действие девятнадцать пакетов санкций ЕС и начата разработка очередного пакета запретительных мер<sup>2</sup>. Ограничения недружественных стран затрагивают широкий спектр ресурсов, необходимых для устойчивого развития российского нефтегазового сектора в среднесрочном и долгосрочном периодах. Санкции включают ограничения поставок в РФ высокотехнологич-

<sup>1</sup> Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы согласно государственного задания РАНХиГС.

<sup>2</sup> «ЕС официально ввел 19-й пакет санкций против России». ТАСС, 23.10.2025 (<https://tass.ru/ekonomika/25429131>); «ЕС начал работу над 20-м пакетом антироссийских санкций». ТАСС, 23.10.2025 (<https://tass.ru/ekonomika/25428613>).

ного оборудования для добычи нефти и нефтепереработки; ограничения взаимодействий с крупнейшими компаниями российского ТЭК (запрет сделок с российскими нефтяными компаниями; применение механизмов внешнего управления в отношении дочерних предприятий российских нефтяных компаний за рубежом; ограничения доступа к торгово-логистической инфраструктуре для российских судов (запрет захода танкеров в порты недружественных стран); ограничения приобретения нефти и нефтепродуктов российского происхождения; «ценовые потолки»; запрет предоставления услуг по геологоразведке и бурению российским потребителям со стороны западных нефтесервисных компаний. В условиях подобных масштабных инфраструктурных и санкционных ограничений со стороны недружественных стран представляется актуальным проведение сценарного моделирования внешнеторговых потоков российской нефтяной отрасли – по крайней мере на краткосрочную перспективу.

Целью исследования является разработка подхода к прогнозированию объема торговых потоков продуктов российской нефтяной отрасли в условиях международных санкционных ограничений.

Для достижения указанной цели в работе решаются следующие задачи: 1) краткий обзор подходов к моделированию международных торговых потоков; 2) разработка модели графовой нейронной сети для прогнозирования торговых потоков продукции российской нефтяной отрасли; 3) сбор и описание базы данных; 4) калибровка предложенной графовой нейросетевой модели на исторических данных; 5) прогнозирование динамики торговых потоков продукции российской нефтяной отрасли.

## 2. Подходы к моделированию международных торговых потоков

Традиционно анализ международной торговли проводится с использованием гравитационной модели. При этом в литературе выделяется как пласт классических работ, посвященных моделированию агрегированных торговых потоков (Tinbergen, 1962; Anderson, 1979, Anderson, Wincoop, 2003; Anderson, Wincoop, 2004, Melitz, 2007), так и пласт работ, где на основе гравитационных моделей анализируются процессы международной торговли на отдельных товарных рынках (Hatab, Romstad, Huo, 2010; Babri, Romstad, Huo, 2017, Tandra, Suroso, 2023), включая рынки продукции топливно-энергетического комплекса (Xiaopeng et al., 2017; Kitamura, Managi, 2017, Zhang et al., 2018). Метаанализ теоретических и эмпирических работ, основанных на применении гравитационных моделей международной торговли, позволяет выявить список основных факторов, определяющих объемы двусторонних торговых потоков (табл. 1).

В современной научной литературе все более популярным становится подход к моделированию международной торговли с использованием алгоритмов машинного обучения, в частности *нейронных сетей*, который представляет собой альтернативу классическому подходу, опирающемуся на оценку линейного<sup>3</sup> гравитационного уравнения (см., например, работы (Monken et al., 2021; Gopinath, Batarseh, Beckman, 2020; Rincon-Yanez et al., 2023; Panford-Quainoo, Bose, Defferrard, 2020)).

<sup>3</sup> По крайней мере в логарифмическом отображении.

Таблица 1.

Концепции в гравитационном уравнении и их показатели

Концепция	Показатели
Переменные, аппроксимирующие «гравитацию» для торговых потоков	ВВП стран–торговых партнеров
	Численность населения торговых партнеров
Переменные, аппроксимирующие барьеры к международной торговле	Расстояние между торгующими странами
	Общая граница между торгующими странами
	Общий язык
	Вхождение в один и тот же валютный союз
	Вхождение рассматриваемых стран в одну и ту же зону свободной торговли
	Колониальные взаимоотношения в истории рассматриваемых стран
Переменные, отражающие концепцию многостороннего сопротивления к международной торговле	Сумма показателей ВВП, взвешенных по расстоянию до всех альтернативных торговых партнеров
	Удаленность страны от других стран мира с учетом объемов их выпуска (remoteness)
	Внутренняя протяженность страны (internal distance)
Переменные, отражающие разницу в производственных возможностях стран/ степень комплементарности факторов производства стран	Разность географических широт для рассматриваемых стран
	Разница температур в рассматриваемых странах
	Различия в объеме дождевых осадков
	ВВП на душу населения

Источник: составлено авторами. Авторы выражают благодарность О.В. Розановой за помощь в проведении сопоставления упоминаемых концепций и показателей.

В настоящей работе прогнозирование распределения торговых потоков российской нефтяной отрасли будет осуществляться с помощью инструментария *графовых нейронных сетей*. При этом стоит подчеркнуть, что граф – удобный способ математического отображения международной торговли в условиях санкций, где вершинами графа являются страны, ребрами графа – торговые потоки, а введение санкций в предельном случае рассматривается как изъятие соответствующего ребра<sup>4</sup>.

### 3. Разработка графовой нейросетевой модели

#### 3.1. Архитектура графовой нейронной сети

Как правило, объем данных, описывающих граф глобальной международной торговли во времени, в общем случае может оказаться довольно существенным: в каждый момент времени для отдельных стран-экспортеров (вершин графа) может отмечаться по несколько десятков исходящих торговых потоков. При этом для построения графовой нейросетевой модели необходимо включить

<sup>4</sup> В общем случае граф – математический объект, представляющий собой совокупность двух множеств: множества объектов (вершин) и множества их парных связей (ребер).

в модель переменные, характеризующие в каждый момент времени каждую вершину и каждое ребро графа по нескольким признакам.

Для ускорения обучения модели и повышения точности прогнозов целесообразно использовать методы сжатия размерности исходного набора переменных (Rincon-Yanez et al., 2023), для этого в том числе могут использоваться сверточные слои нейронной сети. Структура нашей модели будет включать два последовательно расположенных сверточных слоя типа GCNConv<sup>5</sup> для преобразования исходных данных графа, а также многослойный перцептрон для предсказания ключевой характеристики ребер графа – физических объемов экспорта продукции нефтяной отрасли из одной страны мира в другую<sup>6</sup>.

Итак, *первым слоем* графовой нейросетевой модели является слой GCNConv: на входе слоя вектор данных имеет относительно большую размерность, равную не менее, чем число признаков вершин графа, умноженное на число ребер графа, при этом на выходе данного слоя формируется вектор малой размерности (эмбединг). То есть в результате работы данного сверточного слоя формируется сжатое представление исходного графа в пространстве значительно меньшей размерности. Размерность получаемого в результате эмбединга является гиперпараметром, который можно изменять. Выбор конкретного значения предполагает нахождение баланса между вычислительными затратами и точностью: большая размерность увеличивает вычислительные затраты и потребление памяти, но может повысить способность модели находить сложные зависимости в данных. Меньшее значение сокращает вычислительные затраты, но может снизить точность модели.

В случае рассматриваемого графа мировой торговли с учетом всех используемых характеристик ребер и вершин можно предположить, что зависимости в данных являются достаточно сложными и требуют большой размерности эмбединга. Однако стоит принять во внимание также и относительно небольшое число наблюдений во времени<sup>7</sup>. Последнее обстоятельство несколько ограничивает возможности модели обнаруживать глубокие закономерности в данных без риска переобучения. В результате серии экспериментов размерность эмбединга была выбрана равной 12 (более подробное описание работы сверточного слоя типа GCNConv приведено в Приложении, п. А).

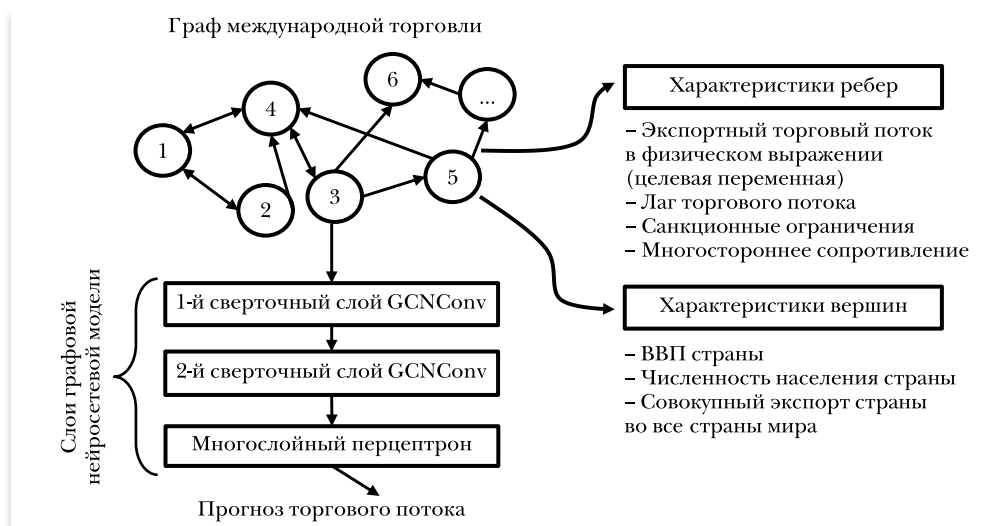
*На втором слое* рассматриваемой модели также используется слой GCNConv. Его входная и выходная размерности равны (это скрытый слой). Данный слой делает нейронную сеть глубокой, что позволяет модели обнаруживать более сложные закономерности в графовой структуре данных и строить информативные эмбединги.

*Третий слой* рассматриваемой модели представляет собой многослойный перцептрон для предсказания исследуемого признака ребер и является полносвязной нейронной сетью, которая преобразует данные с выхода скрытого слоя

<sup>5</sup> Использование слоя нейронной сети типа Graph Convolutional Network Convolution (GCNConv) является одним из хорошо зарекомендовавших себя подходов к выполнению операции свертки на графовых данных, аналогичных подходу к свертке, выполняемой на решетчатых данных, например изображениях.

<sup>6</sup> В качестве среды разработки модели использовался язык программирования «Python», основной инструмент разработки – библиотека машинного обучения «PyTorch Geometric».

<sup>7</sup> Для обучения используется статистика международной торговли с 2015 по 2023 г., агрегированная до полугодовых значений.

**Рис. 1.**

Архитектура графовой нейросетевой модели

Источник: составлено авторами.

в данные размерности, равной числу ребер (торговых потоков, значение которых необходимо предсказать)<sup>8</sup>.

Архитектура графовой нейросетевой модели представлена на рис. 1.

### 3.2. Характеристики вершин и ребер графа

Для задачи прогнозирования тех или иных показателей с использованием нейросетевой модели целесообразно использовать теоретически обоснованные предикторы. В каждый период времени нами рассматривались следующие характеристики вершин графа:

- ВВП стран мира в постоянных ценах;
- численность населения стран мира;
- суммарный экспорт нефтяной отрасли страны в физическом выражении (данный показатель аппроксимирует объем выпуска продукции нефтяной отрасли в заданном периоде и имеет несколько лучшие свойства по сравнению со свойствами показателя «Объем разведанных запасов нефти»<sup>9</sup>).

В каждый временной период характеристиками ребер являются:

- значения индикатора санкционной активности;
- значения переменной многостороннего сопротивления;
- торговые потоки в физическом выражении в предшествующий период времени (лаг торгового потока).

В представленном подходе использование показателей ВВП торговых партнеров (и отчасти показателя численности населения), а также показателя

<sup>8</sup> Для каждого нейрона на данном слое также используется нелинейная функция активации ReLU (см. Приложение, п. А).

<sup>9</sup> В качестве потенциальной рассматривалась также переменная «разведанные запасы нефти», однако динамика данной переменной имеет особенности, которые усложняют ее использование в модели. Так, в течение нескольких периодов времени (лет) объем разведанных запасов нефти может в статистической отчетности не изменяться. При открытии нового месторождения наблюдается структурный сдвиг в переменной, после чего уровень разведанных запасов вновь может несколько периодов не изменяться. В то же время моделируемой переменной объема торговых потоков подобная динамика (квазификсированная со структурными сдвигами), как правило, не свойственна.

многостороннего сопротивления соответствует гравитационной теории международной торговли. Использование показателей суммарного экспорта отрасли и лага торгового потока (признаки ребер) используются в современных графовых нейросетевых разработках (Monken et al., 2021).

#### 4. Данные

##### 4.1. Особенности данных о внешней торговле

Особенностью текущего периода является ограничение доступа к данным о внешней торговле России (база данных поддерживается ФТС РФ) с начала 2022 г. Поэтому для проведения исследования использовались открытые данные базы Comtrade<sup>10</sup>, которая поддерживается Организацией Объединенных Наций (ООН). Применялась методика анализа «зеркальной» таможенной статистики. Под «зеркальной» таможенной статистикой для России понимается таможенная статистика торговых партнеров РФ. Объемы импорта торговых партнеров РФ рассматриваются в качестве показателей российского экспорта в данные страны. И наоборот, оценка объемов российского импорта осуществляется на основе показателей экспорта торговых партнеров России (см., например, работу (Павлов, Миллер, Щетинина, 2024)).

Данные внешней торговли агрегировались до полугодовых значений, что является эмпирически выявленным компромиссом в решении проблемы пропусков в данных и проблемы укорачивания длины временного ряда. С одной стороны, большое число пропусков в данных, обнаруживаемое на уровне месячной детализации (исходная частотность данных по торговле), не позволяет модели эффективно обучаться (в этом состоит ограничение моделей подобной архитектуры). С другой стороны, высокий уровень агрегации, например до годовых значений, приводит к уменьшению доступного числа временных периодов. При этом данные за один временной период — это один обучающий набор, и чем меньше данных для обучения во времени, тем меньше высокоуровневых зависимостей сможет обнаружить модель в процессе обучения.

Всего для калибровки модели использовались данные по 107 странам. При этом размерность графа торговли варьирует в каждом временном периоде, поскольку торговые потоки (набор торговых партнеров для заданной страны) могут быть непостоянными. В среднем фактическое число торговых потоков составляет 196, а всего за период 2015.06–2023.12 был проанализирован 3531 торговый поток (подробнее см. в Приложении, п. Б).

##### 4.2. Особенности данных о санкциях

В расчетах использовалась информация о датах введения в действие тех или иных санкций недружественных стран. Существуют различные виды санкционных ограничений, которые в различной степени могут повлиять на итоговое перераспределение торговых потоков. В данной работе в расчетах рассматривались санкции, предполагающие введение эмбарго на поставки прежде всего рос-

<sup>10</sup> UN Comtrade Database. 2024. Free access to detailed global trade data (<https://comtradeplus.un.org/>).

сийских сырьевых товаров в недружественные страны, которые вводились преимущественно в период после начала СВО<sup>11</sup>.

В группе стран, которые практикуют подобные ограничения, стоит отметить прежде всего страны ЕС, США, Японию, Австралию, Канаду. Однако стоит отметить, что для обучения модели использовались данные, характеризующие *международный опыт* введения санкций, включая эмбарго на поставки продукции нефтегазовой отрасли. Так, различного рода ограничения, вводимые в нефтегазовой сфере, применялись США, ЕС и другими странами в отношении Ирана, Сирии, Ливии, Венесуэлы<sup>12</sup>. Некоторые из них временно отменялись: так, санкции против Ирана были сначала отменены в связи с так называемой «ядерной сделкой» и через некоторое время возобновлены администрацией США<sup>13</sup>. Особенностью санкций против Ирана являлось применение вторичных санкций к третьим странам.

Отметим, что в последующих расчетах используются данные, агрегированные до полугодовых интервалов. На основе информации о датах введения санкций был рассчитан показатель доли периода (полугодия), в течение которого действовали международные санкции, введенные недружественными странами в отношении поставок российских энергоносителей или поставок энергоносителей иных стран. Данный показатель принимает значения от 0 до 1; значения меньше 1, как правило, относятся к первому и/или последнему периоду (полугодью) действия санкций; в центральной части интервала показатель принимает значение 1. Данные собраны за период 2015–2023 гг.<sup>14</sup>

Стоит отметить, что эффективность санкционных ограничений может варьировать в зависимости от *эффективности механизмов информента*, т.е. механизмов, гарантирующих соблюдение введенных ограничений. Учет эффективности вторичных санкций является перспективным направлением совершенствования предложенной методологии расчетов. На данном этапе стоит отметить, что для учета эффективности вторичных санкций затруднительно было бы использовать фактические данные статистики внешней торговли, поскольку входные

<sup>11</sup> «США отказались от импорта российской нефти. Что это значит для рынках» *РБК*. 8.03.2022 (<https://www.rbc.ru/business/08/03/2022/6227641a9a79470c82e77228>); GOV.UK. Notice NTI 2953: Russia import sanctions. Updated 1 September 2024 (<https://www.gov.uk/government/publications/notice-to-importers-2953-russia-import-sanctions/nti-2953-russia-import-sanctions>); «США разрешили до 28 июня 2025 года поставки нефти с «Сахалина-2» в Японию». *TACC*. 26.06.2024 (<https://tass.ru/ekonomika/21211593>); Government of Canada. Government of Canada Moves to Prohibit Import of Russian Oil. 28.02.2022 (<https://www.canada.ca/en/natural-resources-canada/news/2022/02/government-of-canada-moves-to-prohibit-import-of-russian-oil.html>); «Австралия введет пошлины в 35% на весь импорт из России и Белоруссии». *РБК*. 31.03.2022 (<https://www.rbc.ru/economics/31/03/2022/62452a4e9a7947a5cc5451b7>); «ФРГ и Чехия призвали ЕС обдумать отказ от газа и нефти из России». *РБК*. 29.05.2024 (<https://www.rbc.ru/politics/29/05/2024/66566bc99a79477f49d7dc4b>); «Орбан заявил об «освобождении» Венгрии от эмбарго на нефть из России». *РБК*. 31.05.2022 (<https://www.rbc.ru/politics/31/05/2022/629569289a7947fbc5e867c1>); «Болгария прекратила импорт нефти из России». *РБК*. 01.03.2024 (<https://www.rbc.ru/politics/01/03/2024/65e1ed039a79475bae38db95>); «Европа ввела эмбарго на российские нефтепродукты. Что это значит». *РБК*. 04.02.2024 (<https://www.rbc.ru/business/04/02/2023/63dbe6d69a79477ac5a41d99>).

<sup>12</sup> The council of The European Union. 2012. Council Decision 2012/35/CFSP of 23 January 2012 amending Decision 2010/413/CFSP concerning restrictive measures against Iran. *Official Journal of the European Union* (<https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=OJ:L:2012:019:0022:0030:EN:PDF>); «США ввели полное эмбарго на нефть Ирана». *Ведомости*. 22.04.2019 (<https://www.vedomosti.ru/business/articles/2019/04/22/799826-mozhet-li-ssha-vesti-polnoe-embargo>); «Libya: Sanctions overview». *Shipowners*. 21.11.2018 (<https://www.shipownersclub.com/latest-updates/news/libya-sanctions-overview/>); «US sanctions Against the venezuelan oil industry: A timeline2023». *Venezuelanalysis*. 22.02.2023 (<https://venezuelanalysis.com/infographics/15301/>); «Syria Sanctions». *U.S. Department of State* (<https://www.state.gov/syria-sanctions/#:~:text=Executive%20Order%2013582%2C%20signed%20on,U.S.%20persons%2C%20prohibits%20the%20importation>); «Санкции против Сирии». *russiancouncil.ru* (<https://russiancouncil.ru/sanctions-syria>).

<sup>13</sup> «The Iran Peimer. Timeline of U.S. Sanctions». *United States Institute of Peace*. 25.09.2024 (<https://iranprimer.usip.org/resource/timeline-us-sanctions>).

<sup>14</sup> Академические публикации по вопросу антироссийских санкций в отношении нефтегазового сектора России см. в работах (Савинов, Хвальневич, 2016; Цукерман, Горячевская, 2017; Горбунова, 2018; Шимко, 2022; Бубнова, 2022; Babina et al., 2023; Павлов, Миллер, Щетинина, 2024).

Таблица 2.

## Структура базы данных эмпирического исследования

Показатель	Описание	Источник данных
Физические объемы экспорта РФ	Физические объемы экспорта по группам ТН ВЭД: 2709, 270912, 270919	2015–2021 гг.: данные официальной таможенной статистики Comtrade; 2022–2023 гг.: данные «зеркальной» таможенной статистики Comtrade
Физические объемы экспорта стран мира (кроме РФ)	Физические объемы экспорта по группам ТН ВЭД: 2709, 270912, 270919	2015–2023 гг.: данные официальной таможенной статистики Comtrade
Суммарный объем экспорта страны по соответствующей группе товаров	Расчет по данным о физических объемах экспорта по соответствующим товарным группам ТН ВЭД	Расчеты авторов
Валовый внутренний продукт (по странам мира)	Валовый внутренний продукт в постоянных ценах 2015 г. (долл. США)	2015–2023 гг.: World Bank, 2024–2025 гг.: расчет авторов на основе прогноза IMF (World Economic Outlook)
Численность населения (по странам мира)	Показатель общей численности населения (используется для аппроксимации размера рынка сбыта той или иной страны мира)	2015–2023 гг.: World Bank
Индикатор санкционной активности (доля периода, в течение которой действовали санкции)	Рассчитывается на основе данных о дате введения/отмены торговых санкций в отношении РФ и других стран мира	2015–2023 гг.: расчеты авторов на основе официальных документов недружественных стран, данных СМИ 2024–2025 гг.: сценарный анализ
Попарные расстояния между странами мира	Расстояние, рассчитанное по формуле гаверсинуса по координатам столиц стран мира	Расчеты авторов по данным о координатах столиц (GitHub Gist)
Многостороннее сопротивление	Расчетный показатель, соответствующий гравитационным моделям международной торговли	2015–2023 гг.: расчеты авторов по данным о ВВП стран мира и попарных расстояниях между ними

Источник: составлено авторами.

и выходные данные нейросетевой модели должны содержательно отличаться друг от друга.

Описание структуры базы данных, использованной в расчетах с указанием источников, приводится в табл. 2.

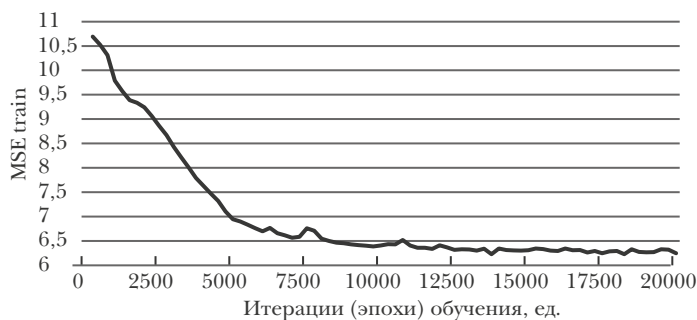
### 5. Калибровка модели на исторических данных

В качестве обучающей выборки использовалась совокупность данных за период 1 полугодия 2015 г. – 2 полугодия 2022 г. Тестовую выборку составили данные за 1-е и 2-е полугодие 2023 г.<sup>15</sup>

Рис. 2 иллюстрирует процесс обучения модели на данных торговых потоков нефти (код ТНВЭД 270900). На нем приведена динамика значения функции ошибки на обучающей выборке на каждой эпохе обучения.

Модель обучалась на протяжении 20 000 итераций (эпох). Увеличение числа эпох, как показали эксперименты, не имело смысла, поскольку ошибка на тестовой выборке после такого числа итераций обучения переставала снижаться и могла существенно возрасти, что свидетельствовало о переобучении.

<sup>15</sup> В случае использования меньшего обучающего множества процесс обучения модели становится менее устойчивым: модель быстро переобучается и достигает нулевой ошибки на обучающем множестве, а на тестовом множестве ошибка не демонстрирует постоянной динамики снижения. Это связано с тем, что число наблюдений во времени чрезвычайно важно для изучения моделью взаимосвязей между факторами в условиях большой размерности моделируемой матрицы торговых потоков.

**Рис. 2.**

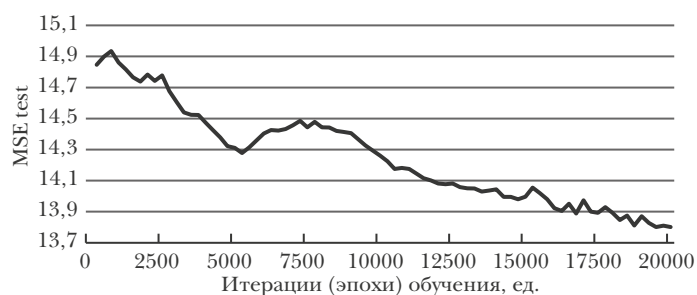
Значения функции ошибки на обучающей выборке

**Примечание.** MSE train – среднеквадратическая ошибка на обучающей выборке.

Источник: расчеты авторов.

На рис. 3 приведен график значений функции ошибки на тестовой выборке (1 и 2 полугодия 2023 г.).

По графику функции ошибки на тестовой выборке можно видеть, как происходит консолидация модели после 9–10 тыс. эпох: при постоянно снижающейся ошибке на обучающей выборке на тестовых данных можно наблюдать относительно синхронное снижение ошибки до примерно 5000-й эпохи, после чего наблюдается некоторый рост и дрейф на одном уровне, однако после приблизительно 9–10 тыс. эпох ошибка на тестовой выборке вновь начинает снижаться. Данный феномен можно объяснить наличием «минных полей» и различной кривизны широких и узких минимумов в ландшафте функции потерь. Эти особенности означают, что поверхность функции ошибки на обучающих данных может иметь некоторые плато и узкие локальные минимумы с низкой обобщающей способностью модели на тестовых данных. Однако адаптивный градиентный спуск в процессе обучения позволяет проходить проблемные места и продолжать движение в сторону минимума с наибольшей обобщающей способностью. Данные феномены подробно описаны в работе (Struminsky, Vetrov, 2019).

**Рис. 3.**

Значения функции ошибки на тестовой выборке

**Примечание.** MSE test – среднеквадратическая ошибка на тестовой выборке.

Источник: расчеты авторов.

## 6. Прогнозирование объема торговых потоков продукции нефтяной отрасли

### 6.1. Качество прогнозов, полученных на основе графовой нейросетевой модели

В качестве иллюстрации результатов обучения и тестирования модели нами рассчитаны показатели ошибки прогноза объемов совокупного экспорта стран по годам в разрезе топ-25 экспортеров нефти и нефтепродуктов<sup>16</sup>. Первоначально были спрогнозированы двусторонние торговые потоки (например, Россия–Индия, Россия–Китай, Россия–Венгрия и так далее). В табл. 3–5

**Таблица 3.**

Среднее значение MAPE прогноза торговых потоков для крупнейших экспортеров нефти

Код страны	Год								
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
AGO	17	10	12	12	19	12	9	12	
AUS			14	12	13	14	15		18
AZE		16	12	14	13	10	11	7	21
BLR	20	17	16	17	11	11	12	10	
BRA	14	19	16	14	13	13	16	14	19
CAN	14		11	13	15	19	15	11	14
CHL		14			15	12	17		16
CHN	16	14	10	14	17	10	13	14	16
COL	10	12	14	14	12	16	17	18	17
ECU	17	16	17	19	14	15	15	11	
EGY	13	18	13	15	17	15	20	12	17
GBR	19	17	17	18	14	17	13	12	17
GHA	20	14	10	12	12	9	11	14	17
GUY						13	12	14	18
IND	19	16	13	12	12	12	14	9	18
JPN	14	11	13	12	12	14	15	15	17
KAZ	15	17	17	12	16	15	9	9	18
KOR	11	10	11	14	13	18	9	13	18
MYS	14	16	10	16	14	10	12	14	18
NOR	18	19	17	15	14	18	15	16	21
PRT	14	11	10	13	13	17	13		21
QAT	15	16	15	14	14	16	18	15	
RUS	19	17	17	18	13	17	14		21
THA		12	13	16	14		14	14	23
USA		16	12	14	12	16	16	14	16

Источник: расчеты авторов.

<sup>16</sup> Топ-25 экспортеров нефти и нефтепродуктов определены индивидуально для групп ТНВЭД 270900, 271012, 271019.

**Таблица 4.**

Среднее значение MAPE прогноза торговых потоков для крупнейших экспортеров дизельного топлива

Код страны	Год								
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
ARE	14	15	10	13	20	17	14	15	18
BEL	14	7	19	11	13	10	12	18	15
BHS	14	20	11	11	16	15	23	18	16
BRA	20	13	16	16	20	16	16	10	15
CAN	13	18	17	16	16	19	15	16	18
CHN	13	13	12	13	10	9	11	10	24
COL	14	14	18	17	21	13	14	16	19
DEU	10	7	14	17	13	12	13	21	13
ECU	19	17	12	13	14	22	17	16	15
GBR	10	18	13	13	18	19	22	24	20
IDN	13	14	17	12	18	14	18	22	10
IND	9	11	9	15	21	13	11	13	18
ISR	14	14		11	14	13	10	13	17
JPN	14	13	17	10	13	14	16	13	18
KOR	13	12	11	11	18	12	24	19	23
MEX	15	15	17	17	15	14	9	15	15
MOZ	16	15	16	20	13	16	17	19	15
MYS	16	19	21	17	18	15	19	12	12
NLD	15	13	10	11	16	21	13	10	11
PER	9	17	23	15	18	16	14	12	15
RUS	11	10	12	16	19	13	16	14	16
SAU	13	13		14	17	17	17	16	17
SGP	15	12	13	13	9	13	15	11	11
SWE	8	6	13	6	11	15	24	16	14
USA	10	13	19	15	12	10	12	17	22

Источник: расчеты авторов.

**Таблица 5.**

Среднее значение MAPE прогноза торговых потоков для крупнейших экспортеров бензина

Код страны	Год								
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
ARE	8	11	16	10	8	14	11	9	7
BEL	10	12	11	12	10	8	7	16	10
CAN		10	9				11		
CHN	10	7	15	15	13	9	9	9	11

Окончание таблицы 5.

Код страны	Год								
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
ECU								15	
ESP	9	10	10	5	10	10	10	6	10
GBR	9	8	7	9	7	13	6	7	14
GRC	11	9	15	10	8	7	13	7	8
IND	8	11	12	7	12	9	10	9	13
ITA	13	7	6	9	11	14	12	7	10
KOR	13	10	6	6	7	14	9	8	14
LTU	11	12	10	8	9	10	9	8	9
MYS	11	10	7	11	8	17	10	12	11
NGA	12	14	12	14	10	8	12	10	10
NLD	10	11	8	10	10	14	11	8	11
NOR	10	7	10	8	8	7	8	14	12
PAK	9	10	9	12	11	9	11	13	11
PAN	10	10	10			10	11		
PHL	10	9	11	9		12	13	12	
QAT	11			11	9		9	15	14
RUS	8	12	9	10	11	9	8	11	13
SAU	10		14	14	10	8	10	12	13
SGP	8	9	11	8	14	11	14	12	9
SWE	12	11	11	9	9	10	11	9	12
USA		8	11	13	6	9	10	7	16

Источник: расчеты авторов.

приведен показатель ошибки прогноза MAPE (mean absolute percentage error), усредненный по всем торговым партнерам данной страны-экспортера в соответствующем периоде. Для 2015–2022 гг. приведена ошибка внутривыборочного прогноза, для 2023 г. показана ошибка прогноза, полученная на тестовой части выборки.

Для моделирования торговых потоков средних и тяжелых дистиллятов (группа ТНВЭД 271019, в основном – дизельное топливо) и легких дистиллятов (группа ТНВЭД 271012, в основном – бензин) используется нейросетевая модель аналогичной архитектуры, обученная индивидуально на соответствующих данных. Стоит отметить, что прогнозы в нейросетевой модели строятся одновременно для всех стран мира, включенных в соответствующий граф международной торговли. Таким образом, прогноз распределения торговых потоков графовой нейросетевой модели является и глобальным, и детализированным до уровня стран-экспортеров, одновременно.

Как оценить качество полученных прогнозов?

Во-первых, отметим, что объемы внешнеторговых потоков нефтяной отрасли в разрезе стран мира, как правило, являются достаточно волатильными. Для примера рассмотрим топ-3 импортеров российских легких дистиллятов (преимущественно бензина) в 2021 г. (накануне начала СВО): Нидерланды, Китай, Южная Корея. Стандартное отклонение годовых темпов прироста физических объемов российского экспорта в период 2015–2022 гг. в эти страны составляет: для Нидерландов – 49%, для Китая – 212%, для Южной Кореи – 53% (период взят для сравнения, поскольку для него также рассчитывался показатель MAPE). На фоне существенной волатильности процесса порождения данных (объема международных торговых потоков) показатель MAPE, находящийся в диапазоне 8–11% в 2015–2022 гг. и равный 13% в 2023 г. (когда, очевидно, волатильность объема торговых потоков возросла в силу перехода к более активной фазе применения антироссийских санкций), отражает приемлемую точность построенного прогноза. Аналогичные рассуждения в целом применимы и для случаев поставок дизельного топлива, а также нефти<sup>17</sup>.

Во-вторых, на тестовой выборке (2023 г.) для случая экспортных поставок продукции российской нефтяной отрасли было проведено сравнение ошибки прогноза нейросетевой модели и ARIMA-модели. В качестве ориентира рассматривались две простейшие спецификации модели ARIMA ( $p, d, q$ ) со следующими параметрами: а)  $p = 1, d = 0, q = 1$ ; б)  $p = 1, d = 1, q = 1$ . Модель оценивалась с использованием данных за январь 2015 г. – декабрь 2022 г.<sup>18</sup>

Стоит отметить, что при построении модели ARIMA ( $p, d, q$ ) в спецификации (1, 0, 1) для рынка российской нефти наибольшая ошибка прогноза реализовалась для двусторонних торговых потоков России со странами мира, которые: 1) традиционно являлись достаточно крупными торговыми партнерами РФ; б) ввели и имплементировали антироссийские санкции (Германия, Нидерланды, Япония). Без включения данных стран в расчет ошибка прогноза MAPE за 2023 г. для экспортных поставок российской нефти составляет 34%, что больше ошибки, полученной на основе нейросетевой модели. В то же время при включении данных стран показатель ошибки прогноза MAPE возрастает на порядок. Объясняется это тем, что в указанной спецификации ARIMA-модели структурно не учитывается тренд объемов потребления российской нефти, который сформировался в процессе отказа недружественных стран от торговли с РФ. При оценке ARIMA-модели в спецификации (1, 1, 1) для упомянутых стран с наибольшими индивидуальными ошибками прогноза показатель MAPE на тестовой выборке с полным составом торговых партнеров РФ составляет 49,5%, что по-прежнему заметно выше показателя ошибки прогноза, полученного в рамках

<sup>17</sup> В топ-3 торговых партнеров РФ по дизельному топливу стандартное отклонение темпов прироста физических объемов импорта в 2015–2022 гг. составляет: для Нидерландов – 38%, для США – 43%, для Турции – 16%. На данном фоне показатель MAPE принимает значения в диапазоне 11–19% в 2015–2022 гг. и 16% в 2023 г. По нефти процесс порождения данных для топ-3 потребителей российской продукции до начала СВО был менее волатилен в сравнении с бензином и дизельным топливом. Так, стандартное отклонение темпов прироста физических объемов нефти в 2015–2022 гг. составляет: для Китая – 12%, для Нидерландов – 25%, для Германии – 15%. При этом показатель MAPE находится в диапазоне 13–19% в 2015–2022 гг. и достигает 21% в 2023 г. Таким образом, соотнесение ошибки прогноза и волатильности процесса порождения данных позволяет в большей степени аргументировать применение нейросетевого моделирования в отношении поставок бензина и дизельного топлива и в несколько меньшей степени – в отношении поставок нефти.

<sup>18</sup> Стоит отметить, что агрегирование данных о внешней торговле РФ до полугодичных интервалов позволило бы получить для 2015–2022 гг. всего 16 наблюдений по каждому временному ряду, что, как правило, недостаточно для построения экономических оценок.

нейросетевой модели. Для рынка российского дизельного топлива и бензина получены аналогичные результаты<sup>19</sup>.

Стоит отметить, что более высокое качество прогнозирования на основе нейросетевой модели отмечается для рынка нефтепродуктов по сравнению с рынком нефти, ввиду того что масштаб ограничений и скорость их введения со стороны основных потребителей (страны ЕС) были меньше, чем в отношении поставок сырой нефти. При этом по рынку бензина качество прогнозов несколько выше, чем по рынку дизельного топлива. Также более высокое качество прогнозов, как правило, получено для ведущих экспортеров, в отношении которых не вводились санкции.

Объяснение такого рода результатов заключается в том, что гравитационная модель торговли разработана для случая открытой глобальной экономики, где преимущественно действуют рыночные законы распределения ресурсов. Качество прогнозов на основе графовой нейросетевой модели, в основу которой заложены гравитационные факторы торговли, в условиях системного применения нерыночных торговых ограничений ожидаемо несколько снижается.

## 6.2. Прогноз динамики торговых потоков на период до конца 2025 г.

Для прогнозирования торговых потоков нефтяной отрасли используется обученная нейросетевая модель. Прогноз строится на четырех временных шагах: 1-е и 2-е полугодия 2024–2025 гг. (в силу существенных временных лагов в публикации торговой статистики используются последние полные фактические данные по торговым потокам анализируемых стран за период по 2-е полугодие 2023 г.). Иными словами, перед построением прогноза модель была *дообучена* на данных, включающих полный 2023 г.

Для прогноза торговых потоков на одно полугодие года в качестве характеристик ребер графа используются: фактические и прогнозные значения индикаторов санкций; переменная многостороннего сопротивления, рассчитанная с учетом прогнозов Мирового банка по ВВП; торговые потоки в физическом выражении в предшествующий период времени. В качестве характеристик вершин используются: суммарный экспорт страны в физическом выражении; величина ВВП страны по данным Мирового банка с учетом прогноза МВФ, а также численность населения (предполагается неизменной по состоянию на 2023 г.).

Прогноз строится рекурсивно: прогноз на второе полугодие 2024 г. строится с учетом модельного прогноза на 1 полугодие 2024 г. и так далее. Это необходимо, поскольку лаг значения физического торгового потока между странами является одной из обуславливающих характеристик в модели. При этом характеристика ребра, отражающая уровень санкционной активности, включалась в многослойный перцептрон (MLP), что позволило модели учитывать информацию о санкциях не только в сверточных слоях, но и напрямую при прогнозировании.

Отметим, что среди прочего нами были проанализированы различные сценарии изменения санкционного давления на Россию.

**Сценарий А** (базовый сценарий): санкционные ограничения остаются фиксированными по состоянию на 1-е полугодие 2024 г.

<sup>19</sup> Показатель MAPE в модели ARIMA (1, 0, 1) составляет 48 и 53% при исключении из расчета трех стран с наибольшей индивидуальной ошибкой прогноза: Польша, Румыния, Германия – для дизельного топлива и Бельгия, Германия и одна из стран СНГ – для бензина. При этом оценка ARIMA модели в спецификации (1, 1, 1) для стран с наибольшей индивидуальной ошибкой прогноза за счет учета тренда на снижение / увеличение потребления российских нефтепродуктов позволяет снизить ошибку прогноза MAPE.

**Сценарий Б:** к санкциям присоединяются топ-3 торговых партнера РФ<sup>20</sup>.

Ведущие торговые партнеры РФ определяются по данным «зеркальной» таможенной статистики индивидуально для каждой товарной группы.

В контексте реализации рисков усиления санкционного давления на нефтяную отрасль РФ в конце 2025 года авторами принято решение не публиковать детализированные оценки маршрутизации торговых потоков для рассматриваемых сценариев. Тем не менее, поскольку модель фактически построена для глобальной нефтяной отрасли, результаты сценарного моделирования позволяют показать, что введение санкций в отношении России со стороны трех крупнейших торговых партнеров (сценарий Б), фактически заданных как почти полное эмбарго на импорт из России продукции нефтяной отрасли, приводит к значительному сокращению мировых объемов торговли. Согласно модельным расчетам, мировые объемы экспорта нефти снижаются на 6,3%, бензина – на 3,2%, дизельного топлива – на 2,5% в 2025 г. по отношению к базовому сценарию (при прочих равных). В данном контексте представляется полезным рассмотреть идею информационной кампании в СМИ недружественных стран, разъясняющей последствия роста цен на энергоносители для национальных экономик и потери мировой экономики в результате снижения участия России в мировой торговле.

## 7. Заключение

Предложенная графовая нейросетевая модель позволяет прогнозировать изменения в мировой торговле продуктами нефтяной отрасли в результате ужесточения санкционного давления на Россию (также возможно наложение ограничений на торговлю между другими странами). Основу архитектуры предложенной модели составляют два сверточных слоя типа Graph Convolutional Network Convolution (GCNConv), с помощью которых осуществляется преобразование (в том числе сжатие размерности) исходных данных, а также многослойный перцептрон. Модель прогнозирует мировые торговые потоки нефти с учетом индивидуальных характеристик стран и экономических связей между ними. Для описания индивидуальных характеристик стран и экономических связей между ними используются факторы из гравитационной теории международной торговли. Фактор международных санкций учитывается в модели как одна из характеристик ребер графа, связывающего глобальных торговых партнеров.

Предложенная модель была обучена на 20 тысячах итераций с использованием данных полугодовой частоты за период 2015–2022 гг. Показатель MAPE, рассчитанный индивидуально для России, на тестовой выборке за 2023 г. составил 13–16% для рынка бензина и дизеля и 21% – для рынка нефти. Более высокое качество прогнозирования торговых поставок российских нефтепродуктов, вероятно, обусловлено тем, что масштаб ограничений и скорость их введения со стороны основных потребителей были меньшими по сравнению с поставками российской сырой нефти. Также на уровне глобальной выборки стран можно отметить, что качество прогнозирования модели выше для стран-экспортеров, в отношении которых не вводились санкции (что ожидаемо в случае использования в модели факторов из гравитационной теории международной торговли, не учитывающей системных нерыночных ограничений торговли).

<sup>20</sup> Также рассматривались сценарии, когда к санкциям присоединяется первый (второй) по величине торговый партнер РФ (по состоянию на 2023 г.).

После дообучения на данных, включающих полный 2023 г., построенная модель использовалась для прогнозирования торговых потоков нефтяной отрасли. В гипотетическом сценарии усиления вторичных санкций (участвуют топ-3 импортера) согласно модельным расчетам, мировые объемы экспорта нефти снижаются на 6,3%, бензина – на 3,2%, дизельного топлива – на 2,5% в 2025 г. по отношению к базовому сценарию (при прочих равных).

Результаты эмпирической части исследования показали, что модель на основе имеющегося информационного пространства (ВВП стран, численность населения, исторические экспортные потоки и санкционные ограничения) позволяет исследовать изменения динамики мировых торговых потоках нефти и нефтепродуктов в результате ужесточения санкционного давления на Россию. Для дальнейшего увеличения точности количественных оценок в продолжение работы над темой целесообразно расширить обуславливающие торговый поток данные за счет факторов как спроса, так и предложения нефти и нефтепродуктов для всех стран, входящих в выборку, включая, например, установленные мощности НПЗ, уровень загрузки имеющихся мощностей, уровень собственной добычи нефти и т.д.

## ПРИЛОЖЕНИЕ

**А. Описание механизма работы сверточного слоя графовой нейронной сети**

Процесс работы слоя типа GCNConv можно разделить на несколько этапов и в несколько упрощенном виде описать следующим образом:

1. Нормализация матрицы смежности. Матрица смежности  $A$  нормализуется для обеспечения численной стабильности и улучшения обучения:

$$\hat{A} = D^{-1/2} A D^{-1/2}, \quad (1)$$

где  $A$  – матрица смежности;  $D$  – диагональная матрица, содержащая степени вершин (количество соседей для каждой вершины).

2. Линейное преобразование признаков вершин. Каждая вершина имеет набор признаков, представленный матрицей  $X$ , где  $X \in R^{N \times F}$ ;  $N$  – число вершин;  $F$  – число признаков вершин. Эти признаки умножаются на обучаемую матрицу параметров  $W$ , что позволяет получить представление признаков в ином базисном пространстве:  $WX$ , где  $W \in R^{F' \times F}$  – матрица весов, а  $F'$  – размерность выходных признаков.

3. Агрегирование признаков соседей. Обновленные признаки вершин агрегируются с учетом нормализованной матрицы смежности  $\hat{A}$ :

$$Z = \hat{A} X W, \quad (2)$$

где  $X$  – матрица входных признаков вершин;  $\hat{A}$  – нормализованная матрица смежности;  $W$  – обучаемая матрица весов;  $Z$  – новая матрица признаков вершин после агрегирования.

4. Применение функции активации. К новым признакам вершин применяется нелинейная функция активации  $ReLU$ :  $H = ReLu(Z) = ReLu(\hat{A} X W)$ , где  $H$  – результат применения нелинейной функции  $ReLU$  к новым признакам вершин.

При этом функция  $ReLU$  линейна для положительных значений входных данных и обнуляется для отрицательных значений:

$$ReLU(x) = \begin{cases} 0, & \text{если } x < 0; \\ x, & \text{если } x > 0, \end{cases} \quad (A1)$$

где  $x$  – входной сигнал, т.е. принимаемые функцией данные.

Возможность обнулять отрицательные значения приводит к разреженным активациям. Это значит, что в каждом слое активируется только часть нейронов, что делает модель более эффективной и менее подверженной переобучению. Также преимуществами применения функции *ReLU* являются:

- отсутствие проблемы затухающих градиентов, которая является ключевым недостатком при обучении глубоких нейронных сетей с использованием таких функций активации, как сигмоидная функция и гиперболический тангенс. Функция *ReLU* помогает избежать этой проблемы, поскольку градиент для положительных входных значений равен 1 (производная от любой константы), а для отрицательных – 0;

- *ReLU* является вычислительно простой функцией, так как включает только сравнение и взятие максимума, что ускоряет обучение и предсказание по сравнению с более сложными функциями активации;

- на практике сети с *ReLU* обучаются относительно быстрее более сложных функций активации, производные по которым рассчитываются более трудоемко, а положительные значения выходов позволяют градиентам эффективно распространяться через сеть (Eckle, Schmidt-Hieber, 2019).

#### **Б. Описание процесса обучения графовой нейросетевой модели**

В качестве оптимизатора при обучении модели используется алгоритм, способный корректировать скорость обучения для каждого ее параметра (adaptive moment estimation, Adam). В отличие от классического стохастического градиентного спуска, где одинаковая скорость обучения применяется ко всем параметрам модели, Adam регулирует скорость обучения индивидуально – по параметрам на основе оценок первого и второго моментов градиентов. Это делает его эффективным в случаях, когда данные или их производные имеют различный масштаб или зашумлены, что актуально в случае макроэкономической статистики по странам. Кроме того, данный оптимизатор за счет использования квадрата градиентов в качестве основы для корректировки скорости обучения подходит для оптимизации на неровных функциональных поверхностях, где производные могут сильно меняться.

Процесс обучения модели осуществляется в цикле программного кода, который проходит через заданное число итераций, или эпох. В каждой эпохе происходит итерация по всему обучающему набору данных, за исключением отложенной выборки для тестирования модели (данные за 2023 г.). На каждом шаге выполняется обратное распространение ошибки, что позволяет вычислить градиенты функции потерь относительно всех параметров модели. Эти градиенты используются для обновления параметров модели.

Размерности обучающих данных в случае глобального графа торговли нефтью приведены в табл. А1.

Модель в данном случае использовала данные по 107 странам. Данную размерность обуславливает подход к первичной загрузке и обработке данных: в целях снижения вычислительной нагрузки и минимизации пропусков в данных изначально по всем рассматриваемым товарным группам (нефть, бензин, дизель) производилась выгрузка экспортных потоков из базы данных UN Comtrade для

**Таблица А1.**

Размерность входных данных модели на каждом временном шаге на примере торговли сырой нефтью

Временной период	Характеристики вершин	Матрица смежности	Характеристики ребер
1 полугодие 2015 г.	[107, 4]	[2, 183]	[183, 4]
2 полугодие 2015 г.	[107, 4]	[2, 184]	[184, 4]
1 полугодие 2016 г.	[107, 4]	[2, 161]	[161, 4]
2 полугодие 2016 г.	[107, 4]	[2, 164]	[164, 4]
1 полугодие 2017 г.	[107, 4]	[2, 196]	[196, 4]
2 полугодие 2017 г.	[107, 4]	[2, 210]	[210, 4]
1 полугодие 2018 г.	[107, 4]	[2, 217]	[217, 4]
2 полугодие 2018 г.	[107, 4]	[2, 203]	[203, 4]
1 полугодие 2019 г.	[107, 4]	[2, 210]	[210, 4]
2 полугодие 2019 г.	[107, 4]	[2, 209]	[209, 4]
1 полугодие 2020 г.	[107, 4]	[2, 214]	[214, 4]
2 полугодие 2020 г.	[107, 4]	[2, 210]	[210, 4]
1 полугодие 2021 г.	[107, 4]	[2, 208]	[208, 4]
2 полугодие 2021 г.	[107, 4]	[2, 207]	[207, 4]
1 полугодие 2022 г.	[107, 4]	[2, 203]	[203, 4]
2 полугодие 2022 г.	[107, 4]	[2, 197]	[197, 4]
1 полугодие 2023 г.	[107, 4]	[2, 174]	[174, 4]
2 полугодие 2023 г.	[107, 4]	[2, 181]	[181, 4]

**Примечание.** В столбце «Характеристики вершин» в квадратных скобках первое число – общее число вершин, второе – число характеристик вершин; для «Матрицы смежности» первое число – размерность матрицы смежности, второе – число анализируемых торговых потоков; для «Характеристика ребер» первое число – первое значение вектора; второе – число характеристик каждого ребра.

*Источник:* расчеты авторов.

топ-30 экспортеров. Ранжирование осуществлялось по физическим объемам совокупного экспорта каждой страны в 2023 г. При этом для каждого экспортера в каждый месяц рассматривались только топ-5 стран-партнеров, соответственно, ранжированных по объемам импорта. Таким образом, за период с первого полугодия 2015 г. по второе полугодие 2023 г. рассмотрен 3531 торговый поток.

В результате, например, в первом полугодии 2015 г. граф данных для модели включает 183 торговых потока; для второго полугодия 2015 г. – 184 и т.д.

Для каждого ребра в процессе оптимизации рассчитывается среднеквадратическая ошибка, т.е. решается индивидуальная задача регрессии. Итоговая ошибка модели – усредненная сумма всех среднеквадратических ошибок по прогнозируемым ребрам графа:

$$MSE = \left[ \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (y_i - \hat{y})^2 \right] / N,$$

где  $N$  – число ребер в графе;  $T$  – число временных периодов, которое определяет число обучающих наборов для одного ребра;  $y$  – истинное значение целевой характеристики ребра;  $\hat{y}$  – предсказанное значение целевой характеристики ребра.

Для вышеописанной модели функция потерь вычисляет среднеквадратичную ошибку между предсказанными и истинными значениями. Результат этой функции используется для обновления параметров модели в процессе оптимизации всех параметров нейронной сети.

#### ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Бубнова Н.И.** (2022). Тотальные санкции Запада против России в контексте «Интегрированного сдерживания» // *Общественные науки и современность*. № 6. С. 7–22. [**Bubnova N.I.** (2022). Total sanctions of the West against Russia in the context of “integrated deterrence”. *Social Sciences and Contemporary World*, 6, 7–22 (in Russian).]
- Горбунова О.А.** (2018). Воздействие санкций на функционирование российских компаний нефтегазового сектора на мировом рынке нефти и газа // *Вестник евразийской науки*. № 10 (2). С. 1–7. [**Gorbunova O.A.** (2018). Impact of sanctions on the functioning of Russian companies in the oil and gas sector on the world oil and gas market. *The Eurasian Scientific Journal*, 10 (2), 13 (in Russian).]
- Павлов П.Н., Миллер Е.М., Щетинина А.В.** (2024). Анализ внешней торговли продукцией российской нефтегазовой отрасли по данным «зеркальной» таможенной статистики // *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*. № 5. С. 77–98. [**Pavlov P.N., Miller E.M., Shchetinina A.V.** (2024). Analysis of foreign trade in products of the Russian oil and gas industry using mirror customs statistics. *Moscow University Economics Bulletin*, 59 (5), 77–98 (in Russian).]
- Савинов Ю.А., Хвальневич А.В.** (2016). Развитие российского рынка услуг по добыче нефти и газа в условиях санкций // *Российский внешнеэкономический вестник*. № 8. С. 79–96. [**Savinov Yu.A., Khval'nevich A.V.** (2016). Development of Russia's oil and gas exploration and production market under sanctions. *Russian Foreign Economic Journal*, (8), 79–96 (in Russian).]
- Цукерман В.А., Горячевская Е.С.** (2017). Влияние санкций на комплексное освоение месторождений Арктического шельфа. В сб.: «Россия: тенденции и перспективы развития». № 12–3. С. 158–160. [**Tsukerman V.A., Goryachevskaya E.S.** (2017). The impact of sanctions on the integrated development of Arctic shelf fields. In: “Russia: Trends and development prospects”, 12–3, 158–160 (in Russian).]
- Шимко О.В.** (2022). Приоритетные меры по преодолению последствий введения новых санкций в отношении нефтегазового сектора Российской Федерации // *Национальные интересы: приоритеты и безопасность*. № 18 (8). С. 1584–1604. [**Shimko O.V.** (2022). Priority measures to overcome the consequences of the introduction of new sanctions against the oil and gas sector of the Russian Federation. *National Interests: Priorities and Security*, 18 (8), 1584–1604 (in Russian).]
- Anderson J.E.** (1979). A theoretical foundation for the gravity equation. *American Economic Review*, 69 (1), 106–116.
- Anderson J.E., Wincoop E. van** (2003). Gravity with gravitas: A solution to the border puzzle. *American Economic Review*, 93 (1), 170–192.
- Anderson J.E., Wincoop E. van** (2004). Trade costs. *Journal of Economic Literature*, 42 (3), 691–751.
- Babina T., Hilgenstock B., Itshokhi O., Mironov M., Ribakova E.** (2023). *Assessing the impact of international sanctions on Russian oil exports*. Available at SSRN: 4366337.

- Babri S., Jornsten K., Viertel M.** (2017). Application of gravity models with a fixed component in the international trade flows of coal, iron ore and crude oil. *Maritime Economics & Logistics*, 19, 334–351.
- Eckle K., Schmidt-Hieber J.** (2019). A comparison of deep networks with ReLU activation function and linear spline-type methods. *Neural Networks*, 110, 232–242.
- Gopinath M., Batarseh F.A., Beckman J.** 2020. Machine learning in gravity models: An application to agricultural trade. *Working Paper 27151, National Bureau of Economic Research*.
- Hatab A., Romstad E., Huo X.** (2010). Determinants of Egyptian agricultural exports: A gravity model approach. *Modern Economy*, 1 (03), 134–143.
- Kitamura T., Managi S.** (2017). Driving force and resistance: Network feature in oil trade. *Applied Energy*, 208, 361–375.
- Melitz J.** (2007). North, South and distance in the gravity model. *European Economic Review*, 51 (4), 971–991.
- Monken A., Haberkorn F., Gopinath M., Freeman L., Batarseh F.A.** (2021). Graph neural networks for modeling causality in international trade. In: “*The international FLAIRS conference proceedings*”, 34, April.
- Panford-Quainoo K., Bose A.J., Defferrard M.** (2020). Bilateral trade modelling with graph neural networks. In: “*ICLR workshop on practical ML for developing countries*”. Available at: [https://www.researchgate.net/profile/Kobby-Panford-Quainoo/publication/339200492\\_Bilateral\\_Trade\\_Modeling\\_with\\_Graph\\_Neural\\_Networks/links/5f781d37299bf1b53e099940/Bilateral-Trade-Modeling-with-Graph-Neural-Networks.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Kobby-Panford-Quainoo/publication/339200492_Bilateral_Trade_Modeling_with_Graph_Neural_Networks/links/5f781d37299bf1b53e099940/Bilateral-Trade-Modeling-with-Graph-Neural-Networks.pdf)
- Rincon-Yanez D., Ounoughi C., Sellami B., Kalvet T., Tiits M., Senatore S., Yahia S.** (2023). Accurate prediction of international trade flows: Leveraging knowledge graphs and their embeddings. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 35 (10), 101789.
- Struminsky K., Vetrov D.** (2019). A simple method to evaluate support size and non-uniformity of a decoder-based generative model. In: “*Analysis of Images, Social Networks and Texts: 8th International Conference, AIST 2019*”. Kazan, Russia, July 17–19, 2019, Revised Selected Papers 8. Springer International Publishing, 81–93
- Tandra H., Suroso A.I.** (2023). The determinant, efficiency, and potential of Indonesian palm oil downstream export to the global market. *Cogent Economics & Finance*, 11 (1), 2189671.
- Tinbergen J.** (1962). *Shaping the world economy: Suggestions for an International Economic policy*. N.Y.: The Twentieth Century Fund.
- Xiaopeng G., Jinsuo Z., Jian X., Tingxing Y.** (2017). A research on the gravity model of china's oil trade in the strategic context of one belt one road. *Journal of Economics and International Finance*, 9 (10), 95–102.
- Zhang H.Y., Xi W.W., Ji Q., Zhang Q.** (2018). Exploring the driving factors of global LNG trade flows using gravity modelling. *Journal of Cleaner Production*, 172, 508–515.

Поступила в редакцию 21.01.2025

Received 21.01.2025

P.N. Pavlov

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration  
(RANEPA), Moscow, Russia

V.S. Kosarev

Analytical Center for the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia

## Approach to forecasting the Russian oil industry trade flows under international sanctions using graph neural networks model<sup>21</sup>

**Abstract.** The article considers an approach to forecasting trade flows of the Russian oil industry under international sanctions using a graph neural networks (GNN) model. Among other things, classical factors from the gravity model of international trade, including GDP and multilateral resistance, are considered as factors determining the volume of trade flows. The architecture of the proposed GNN model includes two convolutional layers and a multilayer perceptron. Comtrade data on global trade flows of oil and oil products, including “mirror” customs statistics for the Russian Federation, aggregated to semi-annual intervals for the period 2015–2023, are used to calibrate the model. Estimates of the predictive properties of the proposed GNN model are constructed: it is determined that for the Russian oil products market, the accuracy of forecasts is higher than for the crude oil market, and more accurate forecasts based on the GNN model using gravity trade factors were obtained for countries against which sanctions were not applied. The implications of a hypothetical strengthening of the secondary sanctions regime for the global oil industry for the period up to the end of 2025 were examined.

**Keywords:** *international trade, graph neural networks, gravity model, oil industry, anti-Russian sanctions.*

JEL Classification: F17, Q35, C60, F51.

For reference: **Pavlov P.N., Kosarev V.S.** (2025). Approach to forecasting the Russian oil industry trade flows under international sanctions using graph neural networks model. *Journal of the New Economic Association*, 4 (69), 36–56.

DOI: 10.31737/22212264\_2025\_4\_36-56

EDN: VRWQVZ

---

<sup>21</sup> The article was written on the basis of the RANEPA state assignment research programme.