

# Влияние информации на рыночные колебания цен (на основе информации о санкциях)

Горохов Андрей, группа М05-2086.

## 1. Постановка задачи и литература.

Санкции за последние 10 лет стали явлением, о котором можно говорить каждый день. При этом, каждая информация о введении санкции приводит фондовый рынок и цены на биржевые товары в «лихорадку».

Существует значительное количество материалов (особенно посвященным снижению рисков, связанных с санкциями), посвященных проблеме влияния информации как на корпоративную стоимость, измеряемую ценой на фондовом рынке, так и на цены на основные биржевые товары.

Однако бизнес еще не выработал инструментов, которые позволили бы снизить риски в условиях появления новостей о начале санкционного давления. В отличие от других правительственных отчетов, новостей компаний или просто слухов, санкции являются достаточно **сложным и дискуссионным** (в плане того, а способны ли санкции выполнить свои цели) инструментом. Зачастую санкции являются следствием каких-либо политических или социальных проблем, и санкции могут продолжаться достаточно продолжительное время. Например, санкции против Ирана действуют **уже 43 года**.

Поэтому до сих пор проблемой остается определение необходимого объема анализируемой информации, подлежащую рыночному анализу.

Новости о подготовке санкций обычно подталкивают цены к росту. В отличие от других негативных новостей на фондовом рынке, когда новости обычно заставляют участников фондового рынка продавать ценные бумаги, санкции часто приводят к росту цен в силу резкого **уменьшения предложения** тех или иных товаров на мировом рынке (как, например, уход с рынка иранской или российской нефти).

Целью данной работы является анализ влияния информации о готовящихся санкциях, влиянии политических событий как сигналов о подготовке санкционного давления, а также выдвигается попытка предложить необходимый объем информации для анализа рыночной стоимости биржевых товаров в условиях информации о санкциях. А также анализ **санкционного давления в 2022 г.** и его влияние на основные биржевые товары.

### Обзор литературы

В экспертной среде огромное количество материалов посвящено влиянию санкций на фондовый рынок и цены биржевых товаров.

Так **Екатерина Арапова** в своей статье «Держите строй: как США принуждают третьи страны поддерживать санкции» для Международного клуба «Валдай» утверждает, что при сохранении нынешней инерции санкционное

давление может нанести существенный ущерб транснациональному капиталу в США в силу сильных колебаний рынка в условиях неопределенности.

**Виталий Ермаков** в статье «Огонь по своим: санкции против «Газпрома» спровоцировали новый газовый кризис в Европе» приходит к выводу, что в результате канадских санкций против «Газпрома» вызвал масштабный газовый кризис в Европе, а действия стран могут спровоцировать полномасштабный газовый кризис и космический рост газовых цен посреди зимы.

Профессор политологии Каирского университета **Нурхан Эль-Шейх** указала на одной из дискуссий Клуба «Валдай» указала, что глобальный кризис, охвативший сейчас планету, не сводится к проблеме голода и затрагивает все страны, в том числе западные. Ответственными за эту ситуацию она считает в первую очередь США и их партнёров, которые разрушают мировые цепочки поставок путем введения санкций и повышения цен на продовольствие и удобрение.

Коллектив авторов в составе **Гаврилова В., Иванова М.А., Клачковой О.А., Королева В.Ю., Рощиной Я.А.** в своей статье «Влияние тематических новостных потоков на компоненты волатильности фондового рынка России» приходят к выводу, что «распространенные» темы составляют привычный для участников рынка новостной фон и слабо влияют на волатильность, тогда как более редко встречающиеся (и, следовательно, несущие больше информации) темы влияют на волатильность сильнее.

**Глеб Хазиев** в статье «Влияние публикаций Telegram-каналов на динамику акций российского фондового рынка» устанавливает существенное влияние публикаций Телеграм-каналов на динамику акций отдельных компаний российского фондового рынка является серьезной проблемой, ведь при детальном рассмотрении у данных действий имеются все признаки манипулирования рынком.

**Чарахчян К. К., Чарахчян В. К.** в статье «Некоторые аспекты воздействия новостной информации на биржевую оценку эмитентов» приходят к выводу, что для каждого отдельно взятого финансового инструмента существует уникальный набор информационных факторов, оказывающих влияние на его ценовую динамику.

Таким образом, в рамках данного исследования можно вывести следующую гипотезу.

Информация о санкциях действительно влияет на цены биржевых товаров, однако, по большей части, рынок реагирует так, прежде всего, из-за снижения предложения и наличия **административных барьеров**. В долгосрочной же перспективе, цены на такие товары будут стабилизироваться путем создания «прагматичным бизнесом» различных **«серых» схем** по уходу от санкции или **перенаправлением** товарных потоков через третьи страны или офшорные зоны.

Результатом данного исследования будет являться **эконометрическая модель**, которая будет показывать, как изменяются цены на основные биржевые товары в зависимости от введенных санкций на некоторые страны мира (Иран,

Россия, Сирия, Венесуэла и др.) и через какой период времени цены будут стабилизироваться.

В рамках настоящего анализа будут также использованы следующие **источники**:

1. Официальный сайт Московской биржи.
2. Официальный сайт Санкт-Петербургской международной товарно-сырьевой биржи.
3. Глобальная финансовая аналитическая и новостная платформа Investing.com.
4. Аналитическое подразделение J.P. Morgan.
5. Консалтинговая компания Deloitte.

### **Теоретическая часть**

В последние годы большое число стран использовали разнообразные экономические санкции для достижения широкого круга целей международной политики: начиная от противодействия терроризму и заканчивая борьбой за «демократические ценности».

Экономические санкции стали одним из важнейших инструментов государственного управления в международной политике, направленным на изменение определенной политики целевых стран путем причинения экономических потерь.

Начало 2000-х годов ознаменовалось ростом гуманитарных озабоченностей, главным образом в ответ на ущерб и страдания, которые всеобъемлющие санкции причинили ни в чем не повинному гражданскому населению. Это привело к сокращению использования этих санкций и переоценке их эффективности как инструмента внешней политики. Новые разумные санкции, или целевые санкции, появились в то время и были быстро объявлены «превосходящими», поскольку они были направлены против организаций, которые, как считалось, были непосредственно вовлечены в конфликты, который в первую очередь спровоцировал введение санкций.

Сравнение частоты целей санкций до и после 2014 года выявляет несколько закономерностей.

Во-первых, в соответствии с тенденцией, существовавшей до 2014 года, большинство целей санкций после 2014 года заключаются в улучшении прав человека и восстановлении демократии.

Во-вторых, в период после 2014 года наблюдается значительное относительное (в процентном выражении) увеличение санкций с целями, направленными против терроризма и агрессии.

В целом, в рамках данного анализа будут использованы пакеты санкций **следующих типов**:

1. Торговые санкции. Санкции, направленные на нанесение экономического воздействия путем запрета и/или ограничений, связанных с внешней торговлей тех или иных стран мира, а также вторичные санкции.

2. Санкции, связанные с военно-промышленным комплексом. Специальные санкции, направленные на ограничения продажи вооружения по долгосрочным контрактам вплоть до разрыва торговых отношений.

3. Санкции военного сотрудничества. Санкции, направленные на запрет совместных военных учений, кооперации и совместного противодействия тем или иным угрозам.

4. Санкции, затрагивающие финансовую сферу. Санкции, призванные ограничить финансовую сферу той или иной страны. Такие санкции включают в себя запрет международных банков на проведение операций, ограничение внешнего заимствования и т.д. Такие санкции являются наиболее часто встречаются в мировой санкционной практике.

5. Санкции в сфере туризма. Санкции, направленные на туристические ограничения, такие как запрет авиасообщения, различные финансовые барьеры в потребительской сфере, введение жестких визовых режимов и т.д.

6. Другие санкции.

Такие типы санкций в рамках данного проекта позволяют наиболее точно определить, как разные типы санкций влияют на некоторые из биржевых товаров, в том числе, когда прямая взаимосвязь тех или иных типов при первичном анализе не должна влиять на цены (например, влияние санкций в ВПК на цену пшеницы).

Стоит отметить, что в рамках данного анализа проблематично оценить конкретное количество санкции в отношении конкретных стран в связи с тем, что в исторической перспективе такие данные не носили количественного характера и поэтому поиск данных, например, касательно санкций в отношении Ирана, носит крайне трудоемкий характер. Поэтому в рамках данного проекта была собрана статистика по [пакетам санкций](#), которые принимают конкретные страны, так как это позволяет достаточно точно собрать статистику по санкциям и оценить влияние таких [пакетов на цены](#)<sup>1</sup>.

Также в рамках данной работы была собрана статистика по ценам нескольких [биржевых товаров](#), таких как нефть сорта [Brent](#), [природный газ](#) в [перерасчете](#) на тыс. куб. м. в США и ЕС, а также цены на [зерно](#), рассчитанные долл/т.

Также для более комплексного анализа представлены данные по ВВП в текущих ценах в основных странах, которые находятся под санкциями различных стран – России, Венесуэлы, Сирии и Ирана. Данные по ВВП представлены на основе данных [Международного валютного фонда](#) и [Всемирного банка](#).

Все данные рассчитаны на протяжении последних **42 лет**, с 1980 по 2022 годы.

---

<sup>1</sup> *Примечание.* В рамках данного анализа используются показатели внедрения пакетов санкций в каждом году. Например, в 2005 году было принято 42 пакета торговых санкций, в 2006 году было принято уже 60 пакетов торговых санкций.

### **Постановка задачи для программного кода.**

В рамках данного проекта будет проведен анализ временных рядов с данными с 1980 года по 2022 год.

В для анализа временных рядов в Python для данного проекта будут использованы библиотеки pandas, numpy и другие. Также будет использоваться и язык программирования R.

В рамках программного кода будут использоваться элементарные модели регрессионного анализа как линейного, так и нелинейного типа.

В том числе, стоит также учитывать и возможность введения **номинативных переменных** для учета различных факторов, которые влияют на биржевые цены выбранных товаров (например, для учета различных кризисов или военных действий на территориях или с участием анализируемых стран).

Также для анализа будет проверяться возможность включения в модель фактора времени для того, чтобы учитывать такие факторы, как инфляция.

Будет произведена проверка моделей с помощью параметрических и непараметрических методов.

В дополнение также будет рассмотрена возможность использования сложных эконометрических моделей для **временных рядов**, таких как ARMA, ARIMA и т.д.

Основными анализируемыми моделями будут являться **следующие**:

1. Влияние различных видов санкций на цены на пшеницу.
2. Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в Европейском союзе.
3. Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США.
4. Влияние различных видов санкций на цены на нефть марки Brent.
5. Влияние различных видов санкций на ВВП Ирана.
6. Влияние различных видов санкций на ВВП Сирии.
7. Влияние различных видов санкций на ВВП Венесуэлы.
8. Влияние различных видов санкций на ВВП Российской Федерации.
9. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Сирии.
10. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Ирана.
11. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Венесуэлы.
12. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Российской Федерации.

Таким образом, результатов программного кода будет являться наиболее подходящая **эконометрическая модель (или модели)** для прогноза будущих цен на биржевые товары с учетом введенных санкций.

### **Программный код.**

В рамках данного пункта будут сделаны необходимые подготовительные процессы для проведения исследования и подготовки к моделированию и проверки гипотез.

Первым этапом будет загрузка библиотек Python.

```
In [1]: import pandas as pd
import numpy as np
import warnings
## Построение моделей
from sklearn import linear_model
from scipy import stats
import statsmodels
import statsmodels.api as sm
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.stats.api as sms
from statsmodels.compat import lzip
## Визуализация
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
```

Рис. 1. Загрузка библиотек в Python

После импорта необходимых библиотек, загрузим данные в Jupyter. Также предварительно были изменены названия столбцов в более краткой форме, а пропуски значений устранены.

В рамках данной работы будут рассмотрены 12 моделей оценки влияния санкций на цены на биржевые товары, а также 4 модели ARIMA временных рядов цен на биржевые товары.

Для каждой модели был создан необходимый датасет, который будет содержать только необходимую информацию для анализа.

```
In [4]: df1 = df[["Barl_Price", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df2 = df[["EU_gas_price", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df3 = df[["US_gas_price", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df4 = df[["Oil_price", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df5 = df[["IranGDP", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df6 = df[["SyrGDP", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df7 = df[["VenGDP", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df8 = df[["RussiaGDP", "Trade_sanc", "War_sanc", "Warcoop_sanc", "Fin_sanc", "Tour_sanc", "Other_sanc"]]
df9 = df[["IranGDP", "Oil_price", "EU_gas_price", "US_gas_price", "Barl_Price"]]
df10 = df[["SyrGDP", "Oil_price", "EU_gas_price", "US_gas_price", "Barl_Price"]]
df11 = df[["VenGDP", "Oil_price", "EU_gas_price", "US_gas_price", "Barl_Price"]]
df12 = df[["RussiaGDP", "Oil_price", "EU_gas_price", "US_gas_price", "Barl_Price"]]
```

Рис. 2. Загрузка моделей в отдельные таблицы

Первые 12 моделей были сгруппированы в следующие группы.

Таблица 1

Группы моделей.

Группа	Модели
Влияние санкций на биржевые товары.	Влияние различных видов санкций на цены на пшеницу. Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в Европейском союзе. Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США. Влияние различных видов санкций на цены на нефть марки Brent.
Влияние санкций на небольшие экономики стран мира.	Влияние различных видов санкций на ВВП Ирана. Влияние различных видов санкций на ВВП Сирии.

	Влияние различных видов санкций на ВВП Венесуэлы.
Влияние санкций на экономику России.	Влияние различных видов санкций на ВВП Российской Федерации.
Комплексное влияние цен на биржевые товары на экономики стран.	Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Сирии. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Ирана. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Венесуэлы. Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Российской Федерации.

Для первичного анализа был составлен график Pairplot для каждой из моделей.

Пример такого графика представлен на рис.

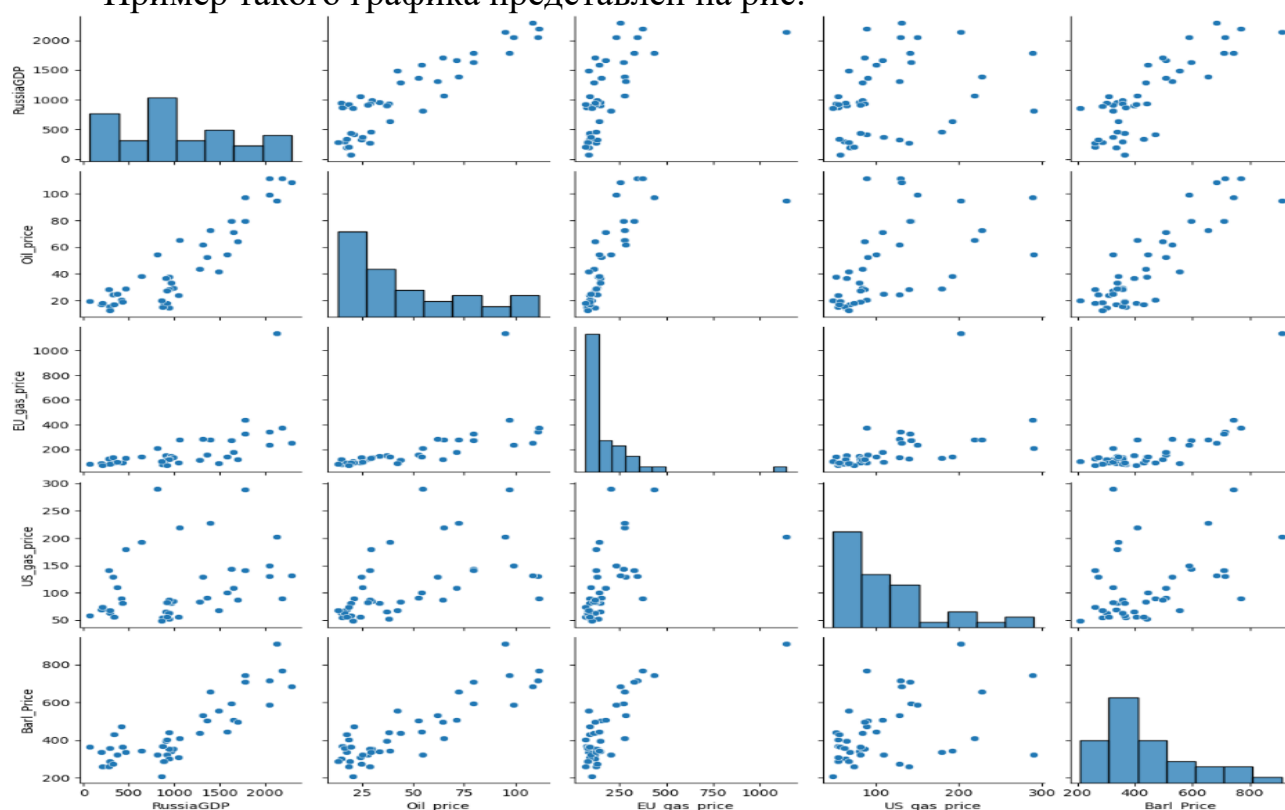


Рис. 3. Пример графика Pairplot двенадцатой модели

После первичной оценки взаимосвязей исследуемых признаков, можно сделать краткие выводы о виде взаимосвязи исследуемой переменной с каждым из регрессоров по отдельности.

В каждой из моделей рассматриваемые признаки отличны от нормального распределения. Большая часть признаков распределены в соответствии с распределением Хи-квадрат или Лог-нормальным распределением.

Стоит отметить, что несмотря на то, что большинство регрессоров имеют линейную взаимосвязь с объясняемыми переменными, некоторые регрессоры имеют нелинейные связи (как, например, взаимосвязь ВВП России и финансовыми санкциями). Поэтому далее будут проверяться различные виды регрессии.

Для каждой модели были построены модели линейной регрессии (при отсутствии нелинейной связи - нелинейные). Был также проведена оценка модели и отбор значимых признаков. Пример связи представлен на рис. 4.

```
In [18]: res1 = smf.ols("Barl_Price ~ War_sanc + Warcoop_sanc + Other_sanc", data=df1).fit()
res1.summary()
```

Out[18]: OLS Regression Results

Dep. Variable:	Barl_Price	R-squared:	0.677			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.652			
Method:	Least Squares	F-statistic:	27.19			
Date:	Wed, 16 Nov 2022	Prob (F-statistic):	1.17e-09			
Time:	13:23:51	Log-Likelihood:	-255.20			
No. Observations:	43	AIC:	518.4			
Df Residuals:	39	BIC:	525.4			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	112.7724	50.686	2.225	0.032	10.251	215.294
War_sanc	-7.4952	3.141	-2.387	0.022	-13.848	-1.143
Warcoop_sanc	9.4695	3.412	2.775	0.008	2.568	16.371
Other_sanc	12.9268	2.681	4.822	0.000	7.504	18.350
Omnibus:	17.352	Durbin-Watson:	0.941			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	24.308			
Skew:	1.228	Prob(JB):	5.27e-06			
Kurtosis:	5.746	Cond. No.	252.			

Рис. 4. Пример итоговой оценки первой модели

```
In [53]: res1 = smf.ols("Barl_Price ~ I(War_sanc**2) + I(Warcoop_sanc**2) + Other_sanc", data=df1).fit()
res1.summary()
```

Out[53]: OLS Regression Results

Dep. Variable:	Barl_Price	R-squared:	0.678			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.653			
Method:	Least Squares	F-statistic:	27.37			
Date:	Wed, 16 Nov 2022	Prob (F-statistic):	1.07e-09			
Time:	14:07:24	Log-Likelihood:	-255.10			
No. Observations:	43	AIC:	518.2			
Df Residuals:	39	BIC:	525.2			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	143.2074	59.088	2.424	0.020	23.691	262.724
I(War_sanc ** 2)	-0.0632	0.028	-2.276	0.028	-0.119	-0.007
I(Warcoop_sanc ** 2)	0.1143	0.040	2.824	0.007	0.032	0.196
Other_sanc	10.3899	3.229	3.218	0.003	3.859	16.921
Omnibus:	18.648	Durbin-Watson:	0.878			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	26.258			
Skew:	1.333	Prob(JB):	1.99e-06			
Kurtosis:	5.747	Cond. No.	1.70e+04			

Рис. 5. Пример итоговой оценки первой модели с нелинейной связью

Таким образом, в таблице 2 представлены уравнения регрессии и основные показатели модели.



Таблица 2

## Уравнения регрессии для рассматриваемых моделей первой группы

<b>Влияние различных видов санкций на цены на пшеницу.</b>		
Цена пшеницы = $112,7 - 7,49 \cdot \text{Военные санкции} + 9,46 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} + 12,92 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,677	27,19	518,4
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в Европейском союзе.</b>		
Цена газа ЕС = $-157,38 + 5,55 \cdot \text{Торговые санкции} - 7,16 \cdot \text{Военные санкции} + 9,92 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} - 5,27 \cdot \text{Финансовые санкции} + 17,22 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,666	14,74	530,3
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США.</b>		
Цена газа США = $144,38 + 3,52 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} - 2,94 \cdot \text{Финансовые санкции} + 2,19 \cdot \text{Туристические санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,607	20,04	443,7
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США.</b>		
Цена нефти Brent = $0,82 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} - 0,747 \cdot \text{Финансовые санкции} + 0,68 \cdot \text{Туристические санкции} + 2 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,685	20,70	375,2

На цену на пшеницу влияют только пакеты санкций, направленные на противодействие военному сотрудничеству и другие санкции. Объяснением такого результата может быть то, что пшеница является важным товаром, от которого зависит здоровье людей. Поэтому санкции в отношении пшеницы зачастую не применяются.

Военные же санкции вводятся в отношении стран тогда, когда имеет место вооруженные конфликты, которое только увеличивают необходимость стран поддерживать продовольственную безопасность на высоком уровне, что приводит к росту цен на такую продукцию.

Цены на газ в ЕС зависят почти от всех видов санкций.

Цены на газ в США зависят от санкции в отношении военного сотрудничества (так как газ является одним из видов топлива, которое используется в военной сфере), финансовых санкций и туристических санкций.

Туристические санкции в данной модели, скорее всего, влияют на то, что такие санкции в США вводятся путем ограничения путешествий основным управляющим компаний, которые вносят большой вклад в ВВП стран, в отношении которых вводятся санкции.

Военные и торговые санкции на цены на нефть не влияют. Это обуславливается тем, что очень многие стран очень сильно зависят от этого ресурса, в том числе и в военной сфере.

Таблица 3

Уравнения регрессии для рассматриваемых моделей второй группы

<b>Влияние различных видов санкций на ВВП Ирана.</b>		
ВВП Ирана = $-204,14 - 9,41 \cdot \text{Военные санкции} + 7,05 \cdot \text{Туристические санкции} + 29,32 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,745	38,06	578,4
<b>Влияние различных видов санкций на ВВП Сирии.</b>		
ВВП Сирии = $101,4 - 1,61 \cdot \text{Торговые санкции} + 3,56 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} - 2,63 \cdot \text{Финансовые санкции} + 2,04 \cdot \text{Туристические санкции} + 2,94 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,601	11,13	446,5
<b>Влияние различных видов санкций на ВВП Венесуэлы.</b>		
ВВП Венесуэлы = $6,04 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества} - 3,2 \cdot \text{Финансовые санкции} + 7,24 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,521	14,12	481,6

Иран уже давно находится под санкциями стран мира. За 42 года страна научилась функционировать в сложных экономических условиях. В стране сейчас работает собственная финансовая система, торговля ведется с помощью серых схем и т.д. Поэтому на ВВП Ирана влияют лишь некоторые санкции.

Если сравнивать Сирию и Иран, то Сирия на данный момент не обладает теми характеристиками и системами, которые сейчас есть у Ирана. Поэтому на ВВП Сирии будут влиять почти все виды санкций.

Венесуэла сегодня представляет довольно сложную страну. Развитие теневого сектора, рост насильственных преступлений не позволяют стране развиваться в социально-экономическом плане. А санкции, которые имеют под собой военное сотрудничество и финансы не позволяют стране победить преступность и наполнить бюджет.

Таблица 4

Уравнения регрессии для рассматриваемых моделей третьей группы

<b>Влияние различных видов санкций на ВВП России.</b>		
ВВП России = $-17,9 \cdot \text{Военные санкции} + 16,1 \cdot \text{Туристические санкции} + 34,83 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,703	30,84	630,0

Россия же в отличие от других стран представляет собой уникальную модель страны. Торговые санкции не могут нанести существенного вреда экономике, поскольку Россия является важным игроком на мировом рынке, военное сотрудничество налажено со странами, которые не являются члена недружественных блоков, а финансовая система довольно быстро адаптируется к меняющимся условиям (в том числе, используя и серые схемы оплаты).

В значительной степени на ВВП России влияют военные санкции, которые направлены на изоляцию страны от высокотехнологичных элементов (например,

процессоров), и туристические санкции, которые с одной стороны не позволяют части граждан спокойно путешествовать в некоторые страны, а с другой стороны открывают новые туристические направления.

Таблица 5

Уравнения регрессии для рассматриваемых моделей четвертой группы

<b>Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Сирии.</b>		
ВВП Сирии = $-8,94 + 0,57 \cdot \text{Цена газа в США}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,407	36,38	450,6
<b>Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Ирана.</b>		
ВВП Ирана = $99,58 + 1,54 \cdot \text{Цена газа в ЕС}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,542	48,56	599,6
<b>Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Венесуэлы.</b>		
ВВП Венесуэлы = $2,54 \cdot \text{Цена на нефть} - 0,1475 \cdot \text{Цена на газ в ЕС}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,672	26,66	465,3
<b>Комплексное влияние цен на биржевые товары на ВВП Российской Федерации.</b>		
ВВП России = $386,27 + 21,36 \cdot \text{Цена на нефть} - 2,76 \cdot \text{Цена на газ в США}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,851	114,3	598,4

Сирия сегодня сталкивается со многими вызовами со стороны, которые участвуют в военном конфликте на ее территории. Так в СМИ нередко появляется информация, которое свидетельствует о том, что из страны вывозят полезные ископаемые, в то время как страна находится в полуразрушенном состоянии. Такая деятельность хоть и является разрушительной, но и все равно может принести в ВВП некоторые потоки денежных средств.

ВВП Ирана уже давно не зависит от цен на нефть эталонной марки Brent. Также страна не зависит и от цен на газ в ЕС, а пшеница в стране производится самостоятельно. Основным фактором, который в будущем будет влиять на ВВП Ирана будет участие в проекте создания газового хаба в Турции, что также может привести к развитию страны.

Влияние неучтенных факторов в модели очень сильно влияет на другие показатели. В то же время, ВВП Венесуэлы зависит почти от всех цен на рассматриваемые товары. Экономике США и ЕС играют важную роль в развитии страны, которая не только является довольно проблематичной страной, но и обладает значительными запасами минеральных ресурсов.

ВВП России очень сильно зависит от мировых цен на нефть. В то же время, ВВП России зависит и от цен на газ в США. Это можно объяснить следующим образом. Газ из США является альтернативой газу России в сфере поставок в Европу и другие страны. Таким образом, сейчас ВВП России и получает какие-либо значительные поступления в бюджет от продажи газа в ЕС, но санкции могут ограничивать такую деятельность.

Таким образом, мы рассмотрели 12 моделей влияния санкций на ВВП выбранных стран, а также на цены на биржевые товары. В целом, множественная линейная регрессия достаточно хорошо описывает данные процессы. Однако

специфика данного анализа заключается в том, что санкции являются долгосрочными факторами.

Так, например, критерий Дарбина-Уотсона часто говорит об автокорреляции первого порядка элементов исследуемой последовательности, а именно отрицательной автокорреляции. Далее стоит провести с моделями ряд параметрических и непараметрических тестов, а также посмотреть на сложные эконометрические модели для данного исследования.

Хотя линейная регрессия и дает в целом хорошие модели, стоит построить нелинейные модели для некоторых из них. Возможно, это даст нам более подходящие модели.

### **Построение моделей – использование нелинейной регрессии.**

Графики pairplot, построенные ранее показывают, что некоторые признаки могут иметь нелинейную связь между собой. Так, некоторые признаки, согласно первичному анализу могут иметь полиномиальную связь.

Поэтому стоит рассмотреть построение регрессии с использованием полиномиальной регрессии путем введения степенной функции.

При построении моделей выяснилось, что применение такой регрессии к моделям 10 и 12 приводит к значительному ухудшению моделей. Поэтому было принято решение отказаться от использования полиномиальной регрессии к данным моделям.

Таблица 6

#### **Уравнения регрессии с нелинейной связью**

<b>Влияние различных видов санкций на цены на пшеницу.</b>		
Цена пшеницы = $143,2 - 0,06 \cdot \text{Военные санкции}^2 + 0,11 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества}^2 + 10,38 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,678	27,37	518,2
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США.</b>		
Цена газа в США = $215,11 + 0,054 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества}^2 - 3,27 \cdot \text{Финансовые санкции} + 2,06 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,595	19,13	444,9
<b>Влияние различных видов санкций на цены нефть марки Brent</b>		
Цена на нефть = $24,51 + 0,016 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества}^2 - 0,8 \cdot \text{Финансовые санкции} + 0,58 \cdot \text{Туристические санкции} + 1,47 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,711	23,40	371,5
<b>Влияние различных видов санкций на ВВП Венесуэлы.</b>		
ВВП Венесуэлы = $162,77 - 4,04 \cdot \text{Торговые санкции} + 0,036 \cdot \text{Военные санкции}^2 + 0,072 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества}^2 - 2,29 \cdot \text{Финансовые санкции} + 7,03 \cdot \text{Другие санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,582	10,3	479,8
<b>Влияние различных видов санкций на ВВП Сирии.</b>		
ВВП Сирии = $33,31 \cdot \text{Санкции военного сотрудничества}^2 - 3,11 \cdot \text{Финансовые санкции} + 2,41 \cdot \text{Туристические санкции}$		
R-квадрат	F-статистика	AIC

0,596	19,14	443,0
<b>Влияние различных видов санкций на ВВП России.</b>		
ВВП России = $832,16 - 17,27 \cdot \text{Военные санкции} + 17,86 \cdot \text{Туристические санкции} + 0,4 \cdot \text{Другие санкции}^2$		
R-квадрат	F-статистика	AIC
0,681	27,78	633,1

### Построение моделей с номинативными переменными.

Далее стоит рассмотреть модели с номинативными переменными. Номинативные переменные позволяют учесть различные факторы, которые влияют на анализ данных.

Так были введены номинативные переменные по четырем состояниям стран. Сюда входят военные конфликты, политические и экономические кризисы и социальная напряженность. В каждом году странам были присвоены бинарные значения.

```
In [9]: df.head()
```

Out[9]:

yrGDP	Oil_price	EU_gas_price	US_gas_price	Barl_Price	Trade_sanc	...	IranSoc	IranEc	RusWar	RusPol	RusSoc	RusEc	VenWar	VenPol	VenSoc	VenEc
13.06	37.89	137.6	51.80	441.36	33	...	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
16.76	36.68	150.0	64.65	395.44	35	...	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
17.53	33.42	145.1	80.36	338.52	41	...	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1
18.67	29.55	132.0	84.51	354.40	37	...	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1
19.20	28.28	122.6	86.54	355.00	35	...	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1

Рис. 6. Анализируемые данные с номинативными переменными

Теперь рассмотрим модели, которые учитывают одновременно и санкции в отношении стран, так и их состояния.

Для отбора моделей используем язык программирования R.

Так построим необходимые модели в нем, а также построим линейную регрессию.

Также функцией stepAIC, которая отбирает признаки на основе критерия Акаике - критерий, применяющийся исключительно для выбора из нескольких статистических моделей. И на основе этого критерия отберем значимые критерии.

```

1 df = Fict
2 df1 = lm(Barl_Price ~ Trade_sanc + war_sanc + warcoop_sanc + Fin_sanc +
3         Tour_sanc + Other_sanc + SyrPol + SyrSoc+ SyrEC+ IranWar+
4         IranPol+ IranSoc+ IranEC + RusWar+ RusPol + RusSoc+ RusEC+ VenWar+
5         VenPol+ VenSoc+ VenEC, df)
6 summary(df1)
7 ss = stepAIC(df1)
8 df2 = lm(Barl_Price ~ war_sanc + warcoop_sanc + Other_sanc + SyrSoc +
9         IranWar + IranSoc + RusWar + RusPol + VenSoc + VenEC, df)
10 summary(df2)
11
12 df3 = lm(oil_price ~ Trade_sanc + war_sanc + warcoop_sanc + Fin_sanc +
13         Tour_sanc + Other_sanc + SyrPol + SyrSoc+ SyrEC+ IranWar+
14         IranPol+ IranSoc+ IranEC + RusWar+ RusPol + RusSoc+ RusEC+ VenWar+
15         VenPol+ VenSoc+ VenEC, df)
16 summary(df3)
17 ss1 = stepAIC(df3)
18 df4 = lm(oil_price ~ war_sanc + warcoop_sanc + Tour_sanc + Other_sanc +
19         IranWar + RusWar + VenSoc + VenEC, df)
20 summary(df4)
21
22 df5 = lm(EU_gas_price ~ Trade_sanc + war_sanc + warcoop_sanc + Fin_sanc +
23         Tour_sanc + Other_sanc + SyrPol + SyrSoc+ SyrEC+ IranWar+
24         IranPol+ IranSoc+ IranEC + RusWar+ RusPol + RusSoc+ RusEC+ VenWar+
25         VenPol+ VenSoc+ VenEC, df)
26 summary(df5)
27 ss1 = stepAIC(df5)
28 df6 = lm(EU_gas_price ~ Trade_sanc + war_sanc + warcoop_sanc + Tour_sanc +
29         other_sanc + IranSoc + IranEC + RusSoc + VenPol + VenSoc +
30         VenEC, df)|
31 summary(df6)
32
33
34 df7 = lm(US_gas_price ~ Trade_sanc + war_sanc + warcoop_sanc + Fin_sanc +
35         Tour_sanc + Other_sanc + SyrPol + SyrSoc+ SyrEC+ IranWar+
36         IranPol+ IranSoc+ IranEC + RusWar+ RusPol + RusSoc+ RusEC+ VenWar+
37         VenPol+ VenSoc+ VenEC, df)
38 summary(df7)
39 ss1 = stepAIC(df7)
40 df8 = lm(US_gas_price ~ war_sanc + warcoop_sanc + SyrPol + SyrSoc + IranWar +
41         IranPol + IranSoc + VenSoc, df)
42 summary(df8)
43

```

Рис. 7. Модели с номинативными переменными в R

Таким образом, мы смогли получить уже первично отобранные признаки из порядка 20 первичных признаков.

Таким образом, с помощью номинативных переменных удалось построить следующие модели.

```

call:
lm(formula = Barl_Price ~ war_sanc + warcoop_sanc + Other_sanc +
  SyrSoc + IranWar + IranSoc + RusWar + RusPol + VenSoc + VenEC,
  data = df)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-142.031  -54.927    8.046   44.791  194.871

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  128.539     64.618   1.989  0.05528 .
war_sanc      -4.875      3.028  -1.610  0.11719 .
warcoop_sanc   6.426      3.166   2.030  0.05075 .
Other_sanc     9.811      3.089   3.176  0.00330 **
SyrSoc        48.821     35.017   1.394  0.17285
IranWar      157.606     44.487   3.543  0.00124 **
IranSoc      -44.210     34.425  -1.284  0.20828
RusWar       -48.345     38.792  -1.246  0.22171
RusPol       106.521     38.790   2.746  0.00981 **
VenSoc       -194.143     63.109  -3.076  0.00427 **
VenEC        117.454     70.019   1.677  0.10320

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 78.56 on 32 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8224,    Adjusted R-squared:  0.7669
F-statistic: 14.82 on 10 and 32 DF,  p-value: 2.285e-09

```

Рис. 8. Пример модели - модель влияния факторов на цену пшеницы с номинативными переменными в R

## Уравнения регрессии с номинативными переменными

<b>Влияние различных видов санкций на цены на пшеницу.</b>	
Цена пшеницы = 128,53 + 9,81*Другие санкции + 157,6*Военные конфликты в Иране + 106,5*Политические конфликты в России -194,14* Социальные конфликты в Венесуэле	
R-квадрат	F-статистика
0,822	14,82
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в Европейском союзе.</b>	
Цена газа в ЕС = -275,117 + 8,87*торговые санкции -9,14*Военные санкции - 5,909*Туристические санкции + 21,54*Другие санкции + 103,71*Социальные конфликты в Иране – 394,9*Политические конфликты Венесуэлы + 123,44*Экономические кризисы Венесуэлы	
R-квадрат	F-статистика
0,87	20
<b>Влияние различных видов санкций на цены на природный газ в США.</b>	
Цена на газ в США = 79,174 -2,7*Военные санкции + 4,88*Санкции военного сотрудничества – 32,24*Социальные конфликты Сирии + 52,57*Военные конфликты в Иране – 60,62*Социальные конфликты в Венесуэле	
R-квадрат	F-статистика
0,822	14,82
<b>Влияние различных видов санкций на цены на нефть марки Brent.</b>	
Цена нефти = 1,87*Санкции военного сотрудничества + 31,20*Военные конфликты Ирана -17,01*Военные конфликты России -23,33*Социальные конфликты Венесуэлы	
R-квадрат	F-статистика
0,793	16,34

Таким образом, данные модели позволяют отобрать некоторые значимые признаки и построить линейную регрессию с учетом фиктивных переменных.

**Модель ARIMA для временных рядов цен на пшеницу, нефть и газ.**

Временные ряды цен выбранных товаров являются нестационарными. Это легко проверить путем построения простых графиков.

Модель ARIMA использует три целочисленных параметра:  $p$ ,  $d$  и  $q$ .

$p$  – порядок авторегрессии (AR). Его можно интерпретировать как выражение «элемент ряда будет близок к  $X$ , если предыдущие  $p$  элементов были близки к  $X$ ».

$d$  – порядок интегрирования (разностей исходного временного ряда). Можно понимать как «элемент будет близок по значению к предыдущим  $d$  элементам, если их разность минимальна».

$q$  – порядок скользящего среднего (MA), который позволяет установить погрешность модели как линейную комбинацию наблюдавшихся ранее значений ошибок.

Образуем таблицы для анализа.

```
In [65]: df1 = df["Barl_Price"]
df2 = df["Oil_price"]
df3 = df["EU_gas_price"]
df4 = df["US_gas_price"]
```

Рис. 9. Таблицы для построение модели ARIMA

Нахождение параметров ARIMA для каждого из рядов произведем следующим программным кодом.

```
In [61]: import warnings
import itertools
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
warnings.filterwarnings("ignore")

p = range(0,10)
d = q = range(0,3)
pdq = list(itertools.product(p, d, q))
best_pdq = (0,0,0)
best_aic = np.inf
for params in pdq:
    model_test = ARIMA(df1, order = params)
    result_test = model_test.fit()
    if result_test.aic < best_aic:
        best_pdq = params
        best_aic = result_test.aic
print(best_pdq, best_aic)
```

Рис. 10. Пример программного кода для нахождения ARIMA для первой модели

Таким образом, для каждой модели были получены следующие параметры модели ARIMA и параметры AIC.

Таблица 8

### Скорректированные параметры моделей ARIMA

Модель	Параметры	AIC
1	(2, 2, 1)	487.477
2	(1, 1, 1)	350.067
3	(0, 2, 0)	513.801
4	(2, 1, 1)	430.940

Таким образом, можно построить скорректированные модели ARIMA для рассматриваемых моделей.

```
In [27]: model1 = ARIMA(df1, order=(2, 2, 1))
result1 = model1.fit()
result1.summary()
```

Out[27]: SARIMAX Results

<b>Dep. Variable:</b>	Barl_Price	<b>No. Observations:</b>	43
<b>Model:</b>	ARIMA(2, 2, 1)	<b>Log Likelihood</b>	-239.738
<b>Date:</b>	Thu, 17 Nov 2022	<b>AIC</b>	487.477
<b>Time:</b>	01:39:10	<b>BIC</b>	494.331
<b>Sample:</b>	01-01-1970	<b>HQIC</b>	489.973
	- 01-01-1970		
<b>Covariance Type:</b>	opg		
	<b>coef</b>	<b>std err</b>	<b>z</b> <b>P&gt; z </b> <b>[0.025</b> <b>0.975]</b>
<b>ar.L1</b>	0.3423	0.120	2.857 0.004 0.108 0.577
<b>ar.L2</b>	-0.3822	0.179	-2.140 0.032 -0.732 -0.032
<b>ma.L1</b>	-0.9569	0.182	-5.255 0.000 -1.314 -0.600
<b>sigma2</b>	6560.2473	1425.415	4.602 0.000 3766.485 9354.009
<b>Ljung-Box (L1) (Q):</b>	0.01	<b>Jarque-Bera (JB):</b>	0.77
<b>Prob(Q):</b>	0.93	<b>Prob(JB):</b>	0.68
<b>Heteroskedasticity (H):</b>	1.81	<b>Skew:</b>	0.34
<b>Prob(H) (two-sided):</b>	0.28	<b>Kurtosis:</b>	3.02

Рис. 11. Пример модели ARIMA для цен на пшеницу



```
In [48]: result1.plot_diagnostics(figsize=(12, 8))
plt.show()
```

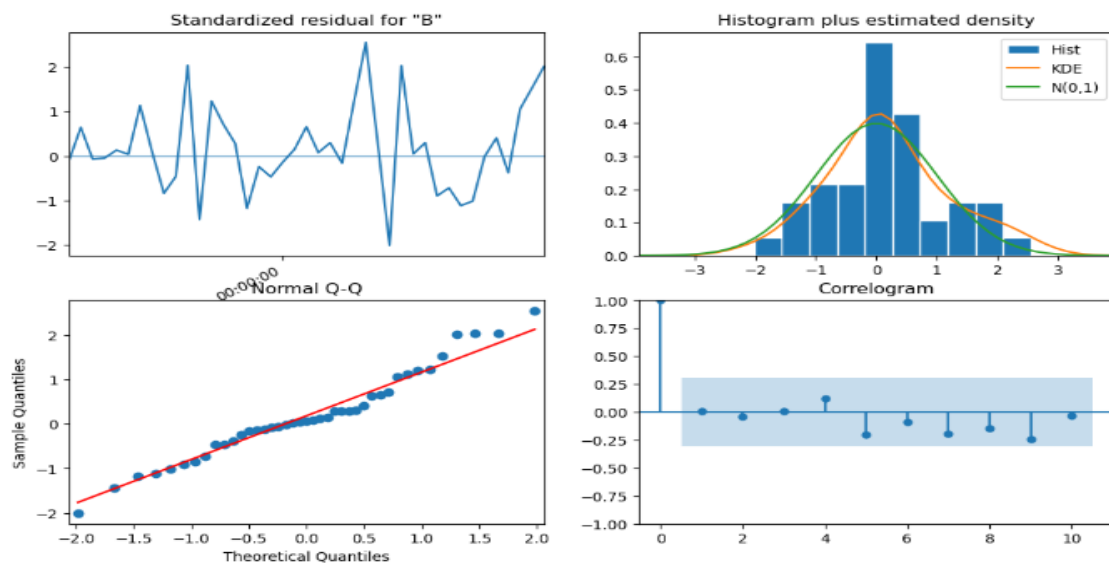


Рис. 12. Данные и проверка первой скорректированной модели ARIMA

В данных моделях рассмотрим только показатели автокорреляции для того, чтобы узнать, влияют ли санкции и информация о них на цены на биржевые товары в долгосрочной перспективе.

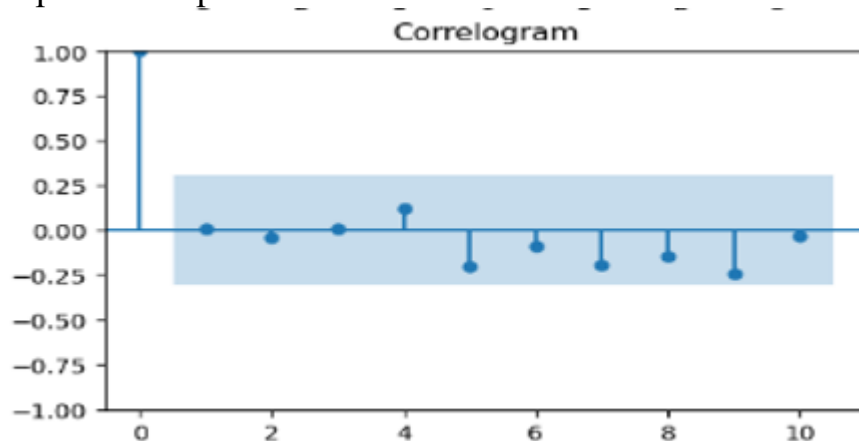


Рис. 13. Коррелограмма модели ARIMA для цен на пшеницу

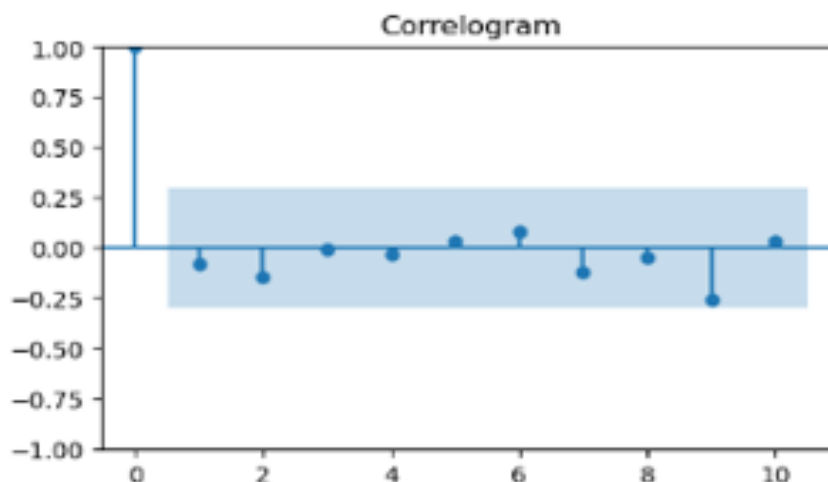


Рис. 14. Коррелограмма модели ARIMA для цен на нефть

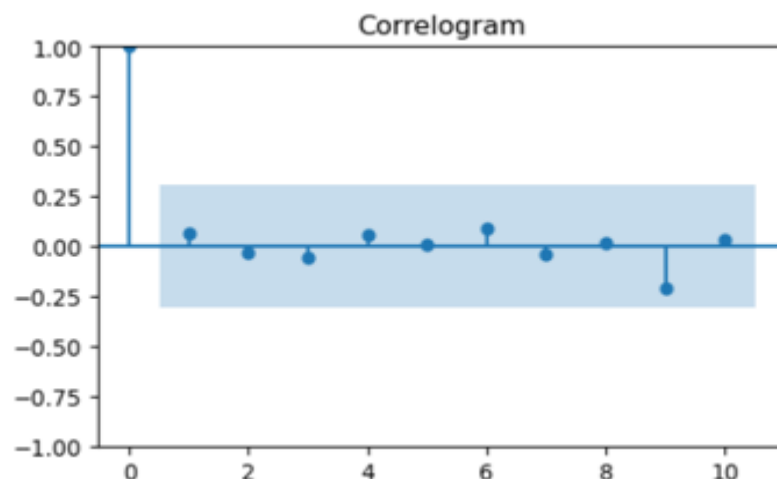


Рис. 15. Коррелограмма модели ARIMA для цен на газ в ЕС

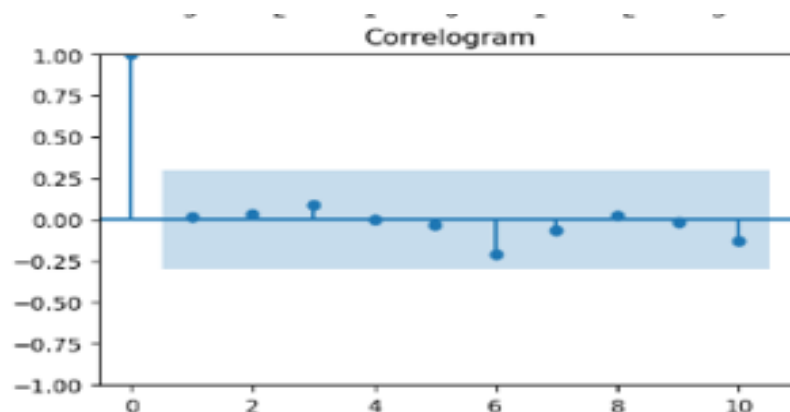


Рис. 16. Коррелограмма модели ARIMA для цен на газ в США

Таким образом, были созданы простые модели прогнозирования модели ARIMA для анализа цен на основные биржевые товары. При хорошо подобранных параметрах модели имеют высокую точность, несмотря на небольшую автокорреляцию (что можно объяснить спецификой рассматриваемых параметров) и распределение остатков.

Таким образом, в рамках данной части проекта были построены линейные и нелинейные модели оценки влияния санкций на основные биржевые товары, а также дополнительные модели.

Такие модели позволяют примерно спрогнозировать динамику цен на товары с учетом того, что информация о санкциях будет появляться в нынешней политической ситуации постоянно. Количество оценочных пакетов санкций в разных отраслях также позволит в краткосрочной перспективе оценить динамику всего рынка.

В последней части работы данные будут переведены в текстовый вид, уравнение регрессии будут представлены в более общем виде, а также будет сделан общий вывод в рамках данной работы.

## **Выводы.**

В начале работы была сформулирована следующая гипотеза.

Информация о санкциях действительно влияет на цены биржевых товаров, однако, по большей части, рынок реагирует так, прежде всего, из-за снижения предложения и наличия **административных барьеров**. В долгосрочной же перспективе, цены на такие товары будут стабилизироваться путем создания «прагматичным бизнесом» различных **«серых» схем** по уходу от санкции или **перенаправлением** товарных потоков через третьи страны или офшорные зоны.

На основе проведенного анализа можно подтвердить данную гипотезу.

Санкции действительно влияют на цены на те или иные биржевые товары. При этом, большинство санкций косвенно влияют на цены на биржевые товары (например, влияние туристических санкций). Поэтому можно сказать, что санкции влияют, в большинстве своем, косвенно, путем создания различных административных **барьеров**, а также ответных мер на такие ограничения.

Проведение анализа ARIMA для временных рядов цен на рассматриваемые товары показывает, что в совокупности анализа цен и количества санкций в мире, влияние на последующие временные отрезки (в частности, на следующий год после введения санкций) минимально. Автокорреляция предыдущего ряда в рассмотренных моделях **не превышает** показателя в 0,25.

Т.е. можно сказать, что в долгосрочной перспективе, санкции **не влияют** на биржевые цены. Скорее всего, на них влияют другие факторы, которые были рассмотрены в работе с моделями с номинативными переменными. Колебания цен можно объяснить **«шоком»**, с которым сталкиваются компании на мировых рынках после появления информации о санкциях.

**Таким образом, начальная гипотеза принята, а составленные модели в той или иной мере позволяют спрогнозировать следующие годовые колебания цен в условиях внешнеполитической нестабильности и геополитических кризисов.**