Санкт-Петербургский государственный университет
Факультет прикладной математики – процессов управления

Зубова Екатерина Олеговна

Выпускная квалификационная работа бакалавра

Прогнозирование ВВП геополитического актора методом ARIMA

Направление 02.03.02

Фундаментальная информатика и информационные технологии

Научный руководитель,
доктор физ.-мат. наук,
профессор
Малафеев О.А.

Санкт-Петербург
2017

Содержание

ВВЕДЕНИЕ 3

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ 6

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ 8

ГЛАВА 1. МЕТОДЫ И МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ 9

1.1. Общий обзор методов прогнозирования временных рядов 9
1.2. Модели стационарных временных рядов 12
1.3. Модель нестационарных временных рядов 15
1.4. Обоснование выбора модели для прогнозирования ВВП геополитического актора 17

ГЛАВА 2. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВВП ГЕОПОЛИТИЧЕСКОГО АКТОРА МЕТОДОМ ARIMA 18

2.1 Выбор геополитических акторов для прогнозирования показателей ВВП 18
2.2. Прогнозирование ВВП геополитических акторов США и России методом ARIMA 20
2.3. Значимость коэффициентов, стандартные ошибки, тест на автокорреляцию в методе ARIMA 25
2.4. Описание результатов, полученных в результате прогнозирования методом ARIMA, в сравнении с прогнозами Международного валютного фонда 26

ВЫВОДЫ 27

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 29

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 30

ПРИЛОЖЕНИЕ 1 31

Введение

На сегодняшний день актуальна проблема построения математического аппарата геополитической ситуации в мире, которая отражает взаимодействие между акторами. В качестве актора может выступать не только государство непосредственно, но также различные совокупности людей, организаций и территорий

Валовой внутренний продукт (ВВП) – важный показатель общего состояния геополитического актора, с помощью которого можно оценить материальное благосостояние, которое в свою очередь прямо пропорционально уровню производства.

Как известно, ВВП отражает рыночную стоимость всех товаров и услуг, которые были произведены на определенной территории и предназначены для экспорта, потребления или накопления.

Для Геополитики в целом данный показатель имеет очень важное значение, так как он характеризует состоятельность актора и дает возможность оценить уровень его развития не только в геополитическом, но и в экономическом смысле, характеризуя при этом темпы роста и производительности. Значения показателей ВВП используются при анализе различных характеристик актора часто в сочетании с другими показателями.

Различные геополитические акторы взаимодействуют друг с другом, и это взаимодействие носит либо характер сотрудничества, либо конфронтации, при чем количество геополитических акторов с каждым годом увеличивается, что является следствием процесса глобализации и стремительного становления демократии. Сегодня существует много примеров геополитических акторов, объединенных ради достижения общего интереса [6].

Например, Европейский союз является геополитической группой акторов, которая объединила 28 европейских государств, наднациональные интересы каждого из которых учтены в общей внешней политике стран союза, для обеспечения необходимых условий при достижении совместного результата.

По этому ВВП геополитического актора - это не только один из важнейших показателей для самого актора и определения его дальнейшего экономико-политического развития, но и существенный показатель для оценки возможной интеграции (другого вида взаимодействия) нескольких акторов.

Интеграция представляет собой сотрудничество и сближение двух и более акторов в некоторых сферах и формах. Осуществляется по предмету: экономическая, научно-техническая или политическая, а также по географическому принципу: региональная или глобальная. Подкрепляется такое сотрудничество определенными правилами взаимодействия и поведения на документальном уровне. Для эффективного развития интеграционных процессов необходим ряд условий, одним из которых являются действующие и спрогнозированные показатели ВВП.

Создание союза нескольких акторов – сложный многоэтапный процесс геополитической интеграции в различных регионах мира. Каждому участнику такого процесса необходимо обладать информацией о нынешнем положение дел возможного партнера на геополитической арене и конечно смотреть в будущее.

Следовательно, прогнозирование ВВП геополитического актора является достаточно актуальной проблемой и требует, как можно более точных и быстрых расчетов.

Целью данной работы является построение и прогнозирование временных рядов, состоящих из показателей ВВП геополитических акторов. Для достижения цели исследования были сформулированы следующие задачи:

- обосновать необходимость прогнозирования ВВП геополитического актора;

- выбрать конкретные акторы для прогнозирования;
- построить модели временных рядов, для которых будет производиться прогнозирование нескольких следующих членов ряда;
- выбрать и описать метод, с помощью которого будет производиться прогнозирование;
- получить прогнозируемые показатели ВВП и проанализировать их;
- определить сферы деятельности геополитических акторов, для достижения успешных результатов в которых необходимо обладать информацией о прогнозируемых показателях ВВП.

Постановка задачи

Рассмотрим задачу прогнозирования показателей ВВП геополитического актора. Данные о величине ВВП за определенный период представляют собой временной ряд. Под временным рядом понимаются последовательно измеренные через некоторые (зачастую равные) фиксированные интервалы времени данные. Дискретным временной ряд называется, если время изменяется дискретно. Далее будем рассматривать дискретные временные ряды.

Если протекающий во времени процесс подчиняется законам теории вероятностей, то этот процесс называется стохастическим, среди них выделяют стационарные процессы.

Введем обозначения:

x_t – член временного ряда (X), наблюдаемый в момент t

Если свойства процесса не изменяются во времени, то такой процесс является стационарным. В частности, постоянными являются:

- математическое ожидание – $\bar{x}=M(x_t)$ – среднее значение, относительно которого варьируется процесс;
- дисперсия – $D(x)=M\ [(x_t\ -\ \bar{x})^2]$ – размах колебаний процесса относительно математического ожидания;
- автоковариация – $R_{xx}(k)=cov(x_t,\ x_{t+k})=M\ [(x_t\ -\ \bar{x})\ [(x_{t+k}\ -\ \bar{x})]$ – ковариация между значениями разделенными k (лаг, задержка) единицами времени;
- коэффициент автокорреляции – $\rho_k=\frac{Rxx(k)}{Rxx(0)}$ [1].

Показатели ВВП за определенный период представляют собой нестационарный временной ряд. Приведение такого ряда к стационарному можно осуществить с помощью оператора последовательной разности (подробнее в след. главе).

Для анализа и прогнозирования временных рядов необходимо построить модель, которая будет выражать закон генерирования членов ряда. На выходе такой модели получим фактические члены временного ряда. В данной работе понятие модель также используется в значении предиктор (прогнозная модель), т.е. на выходе – оценки будущих членов ряда.

Таким образом, требуется спрогнозировать неизвестное значение x_{t+1}, учитывая то, что x_t – последний из наблюдаемых показателей анализируемого нестационарного временного ряда. При этом нужно осуществить выбор подходящей модели.

Обзор литературы

В основе данной работы лежит понятие (модель временного ряда) подробно описанное в учебном пособии [8], которое посвящено одному из современных направлений статистического анализа и прогнозирования, а именно: описанию и построению моделей для прогнозирования нестационарных временных рядов. В пособии [8] рассмотрены модели семейства ARIMA, ARCH, а также представлены примеры практического применения рассматриваемых подходов для прогнозирования реальных экономических показателей.

При практическом применении методов прогнозирования использовано учебное пособие [10], где помимо аналитического обзора методов и моделей рассмотрены различные концепции их применения и реализации в современных программных средствах. Также конкретные примеры реализации методов прогнозирования, доводимые до числовых результатов и описание выбора, оценивания и проверки модели изложены в книге [3]. В данной работе использовался пакет прикладных программ Eviews 8.

Терминология, представление о геополитической картине мира, теоретический статус и тенденции развития глобальной геополитики содержится в работах [5], [6], [9].

В завершающей части работы использованы данные Росстата[1] [10], а также статистические данные с официального сайта Международного Валютного фонда[2], где представлена общая статистика стран мира, в том числе и показатели ВВП, а также показатели ВВП на душу населения.

---

[1] http://www.gks.ru/
[2] http://www.imf.org

Глава 1. Методы и модели прогнозирования временных рядов

Прогнозирование временных рядов заключается в том, чтобы, опираясь на события прошлого, построить модель для получения будущих значений ряда. Выбрать подходящий метод, дающий адекватные прогнозы, – одна из главных задач, возникающих при прогнозировании.

Учитывая степень формализации, все методы прогнозирования можно разделить на интуитивные и формализованные. К разновидностям интуитивных методов можно отнести коллективные и индивидуальные экспертные оценки. Принимая во внимание лежащие в основе общие принципы действия, класс формализованных методов можно разбить на экстраполяционные, системно-структурные, ассоциативные и методы опережающей информации. Рассмотрим базовые методы, которые в различных вариациях повторяются в других.

1.1. Общий обзор методов прогнозирования временных рядов

Особенность интуитивных методов прогнозирования – мобилизация интуиции и профессионального опыта. Полученные в результате подобных методов прогнозные оценки отражают суждения специалистов. Все суждения о возможных перспективах развития объекта индивидуальны. Данные методы применяются для исследования и анализа тех объектов и процессов, для которых невозможно разработать адекватную математическую модель, т.е. они не поддаются формализации.

Переходя к формализованным методам прогнозирования стоит упомянуть о экстраполяции. Схема экстраполяции – основной инструмент любого прогноза. В основе экстраполяционных методов лежит изучение таких временных рядов, члены которых представляют собой измерения характеристик объекта, упорядоченные по времени. Временной ряд может быть представлен следующим образом [10]:

$$y_t = x_t + S + C + \varepsilon_t \qquad (1.1)$$

где x_t – тренд – неслучайная детерминированная компонента процесса, которая характеризует динамику развития процесса в целом;

S – сезонная составляющая;

C – циклическая составляющая;

ε – стохастическая компонента процесса, отражающая шумы или случайные колебания.

Задача экстраполиционного прогнозирования делится на два этапа:

1. для эмпирического ряда определить оптимальный вид функции;
2. для выбранной экстраполяционной функции рассчитать параметры.

При оценке параметров зависимостей применяются различные методы, самые распространенные из них: метод экспоненциального сглаживания, метод адаптивного сглаживания, метод вероятностного моделирования, метод наименьших квадратов и его модификации.

Упомянутый ранее метод наименьших квадратов – является одним из способов многофакторного прогнозирования, а также основой для построения модели множественной регрессии [4]:

$$y_j = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i x_{ij} + \varepsilon_j \qquad (1.2)$$

где α_i – коэффициенты модели;

y_j, x_{ij} – значения зависимой и независимой переменных соответственно;

ε_j – случайная ошибка;

n – число независимых переменных в модели.

В векторном виде модель записывается так:

$$Y = X\alpha + \varepsilon \qquad (1.3)$$

где $Y^T = (y_1, y_2, \ldots, y_n)$ – вектор значений зависимой переменной;

$\alpha^T = (\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n)$ – коэффициенты модели;

$X\ (n \times N)$ – матрица независимых переменных;

$\varepsilon^T = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_n)$ – вектор случайных ошибок.

Из условия минимума функционала рассогласований (1.4) находятся неизвестные коэффициенты модели.

$$\Phi = (Y - X\alpha)^T (Y - X\alpha) \to min \tag{1.4}$$

Одним из главных факторов, который учитывается при построении прогнозов с помощью моделей многофакторной регрессии, является неизменность во времени значений коэффициентов.

Недостаток подобных моделей – жесткие требования, предъявляемые к начальной информации, которые зачастую оказываются невыполнимыми для реальных наблюдений, оценки – неэффективными, а прогнозы – недостоверными. Прогнозы, построенные на основе регрессионной модели, игнорируют значения случайных остатков.

Модели стационарных и нестационарных временных рядов, где учитываются случайные остатки, а также используется их взаимосвязь, будут описаны в следующих параграфах 1.2, 1.3.

Далее рассмотрим адаптивные методы прогнозирования, характерной чертой которых является способность учитывать изменения динамических характеристик наблюдаемых процессов и делать это непрерывно. Подобные методы строят модели, способные отражать изменяющиеся с течением времени условия и свойства ряда в текущий момент и давать оценки прогнозируемых членов ряда с высокой точностью.

Метод экспоненциального сглаживания – основа методов адаптивного направления. Задача прогнозирования с помощью простейшего варианта метода экспоненциального сглаживания поставлена следующим образом.

Временной ряд:

$$x_\tau = a_0 + \varepsilon_\tau \tag{1.5}$$

где a_0 – неизвестный, не зависящий от времени параметр;

ε_τ – случайный остаток, среднее значение которого равно нулю, дисперсия конечна.

Скользящая средняя данного ряда экспоненциально взвешена и определена с параметром сглаживания λ ($0 < \lambda < 1$) как:

$$\overline{x}_t(\lambda) = \frac{1-\lambda}{1-\lambda^t} \sum_{j=0}^{t-1} \lambda^j x_{t-j} \qquad (1.6)$$

За единицу времени наблюдения обесцениваются, что характеризуется мерой, в качестве которой выступает коэффициент сглаживания λ.

Благодаря известной траектории ряда x_t (до момента t) можно построить прогноз $\hat{x}^1_t$ для значения x_{t+1} формуле:

$$\hat{x}^1_t = \overline{x}_t(\lambda) \qquad (1.7)$$

где значение $\overline{x}_t(\lambda)$ определено формулой (1.6). В ситуации, когда возникает новое ($t + 1$)-го наблюдение для пересчета функции, производящей прогноз, достаточно простого соотношения:

$$\overline{x}_{t+1}(\lambda) = \lambda\, \overline{x}_t(\lambda) + (1 - \lambda)x_{t+1}.$$

В процессе обобщения данной модели и всевозможные её модификаций возник целый класс адаптивных методов и моделей с различными свойствами.

1.2. Модели стационарных временных рядов

Как говорилось в предыдущем параграфе, далее будет рассмотрен ряд моделей, в которых осуществляется моделирование случайных остатков ε_t временного ряда, которые представляют собой результат вычитания неслучайной составляющей (тренда) из исходного временного ряда. Введем новые обозначения, так как далее будет описываться поведение случайных остатков:

ε_t – моделируемый временной ряд, математическое ожидание которого при всех t равно нулю;

δ_t – белый шум – последовательность независимых случайных величин, распределенных случайным образом.

$$\varepsilon_t = \sum_{k=0}^{\infty} \beta_k \delta_{t-k} \qquad (1.8)$$

где $\beta_0 = 1$ и $\sum_{k=0}^{\infty} \beta_k^2 < \infty$.

Формула (1.8) – взвешенная сумма прошлых и настоящих значений белого шума, который представляет собой серию импульсов в ситуациях генерации случайных остатков. Эквивалентное представление временного ряда ε_t – классическая линейная модель множественной регрессии:

$$\varepsilon_t = \sum_{k=1}^{\infty} \pi_k \varepsilon_{t-k} + \delta_t \tag{1.9}$$

Стационарность данного ряда обеспечивают условия связи весовых коэффициентов $\pi_1, \pi_2 \ldots$

Простейший вариант процесса авторегрессии (1.9) – *модель авторегрессии 1-го порядка – AR(1)*. В этом случае все коэффициенты кроме первого равны нулю:

$$\varepsilon_t = \alpha\, \varepsilon_{t-1} + \delta_t \tag{1.10}$$

где α – числовой коэффициент, $|\alpha| < 1$;

δ_t – белый шум

Если в правой части (1.9) все коэффициенты π_j кроме первых двух прировнять к нулю, получим *модель авторегрессии 2-го порядка – AR(2)*:

$$\varepsilon_t = \alpha_1 \varepsilon_{t-1} + \alpha_2 \varepsilon_{t-2} + \delta_t \tag{1.11}$$

$$\begin{cases} |\alpha| < 2, \\ \alpha < 1 - |\alpha| \end{cases} \tag{1.12}$$

(1.12) – условия стационарности данного ряда, которые определены из требования о непопадании корней характеристического уравнения: $1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 = 0$ в единичный круг.

Если в общей модели (1.9) p первых коэффициентов оставить без изменений, а остальные параметры полагать равными нулю, получим *модель авторегрессии p-го порядка – AR(p)*:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^{p} \alpha_j \varepsilon_{t-j} + \delta_t \tag{1.13}$$

$$1 - \alpha_1 z - \alpha_2 z^2 - \ldots - \alpha_p z^p = 0 \tag{1.14}$$

(1.14) – характеристическое уравнение процесса, корни которого должны лежать вне единичного круга, чего необходимо и достаточно для обеспечения стационарности процесса.

Если в процессе (1.8) все весовые коэффициенты β_j, кроме первых q, ненулевые, тогда имеем *модель скользящего среднего порядка q MA(q):*

$$\varepsilon_t = \delta_t - \theta_1\delta_{t-1} - \theta_2\delta_{t-2} - \ldots - \theta_q\delta_{t-q} \quad (1.15)$$

где $\theta_{1,\ldots,}\ \theta_q$ – конечный набор параметров процесса (1.8).

Перепишем (1.15) в виде:

$$\delta_t = \varepsilon_t - \theta_1\delta_{t-1} - \theta_2\delta_{t-2} - \ldots - \theta_q\delta_{t-q} \quad (1.16)$$

$$\Rightarrow \qquad \delta_t = \varepsilon_t - \pi_1\,\varepsilon_{t-1} - \pi_2\,\varepsilon_{t-2} - \ldots \quad (1.17)$$

Запишем соотношение (1.17) как модель авторегрессии бесконечного порядка AR(∞):

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j\,\varepsilon_{t-j} + \delta_t \quad (1.18)$$

Корни уравнения: $1 - \theta_1 z - \theta_2 z^2 - \ldots - \theta_q z^q = 0$ не должны лежать в единичном кругу.

Представление процессов MA и AR с помощью моделей друг друга с точки зрения параметризации не является экономичным, но если добавить в модель члены, моделирующие остаток в виде скользящего среднего, и члены, описывающие авторегрессию, получим линейный *процесс авторегрессии – скользящего среднего порядка (p, q) ARMA(p, q)* вида:

$$\varepsilon_t = \alpha_1\,\varepsilon_{t-1} + \ldots + \alpha_p\,\varepsilon_{t-p} + \delta_t - \theta_1\delta_{t-1} - \ldots - \theta_q\delta_{t-q} \quad (1.19)$$

Перепишем процесс ARMA(p, q) в виде:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^{p} \alpha_j\,\varepsilon_{t-j} + \bar{\delta}_{qt} \quad (1.20)$$

Для данного процесса анализ стационарности проводится так же, как и для AR процессов. Следовательно, процесс (1.17) стационарный тогда и только тогда, когда в единичный круг не попадает ни один корень характеристического уравнения для AR процесса.

1.3. Модель нестационарных временных рядов

Модель, рассматриваемая в этом параграфе, впервые была предложена и описана Дж. Боксом и Г. Дженкинсом [3].

Нестационарный временной ряд x_t, отвечающий требованиям:

- в состав ряда включен алгебраический полином степени $k > 1$ $f(t)$ со стохастическими или не стохастическими коэффициентами;
- при применении к исходному ряду метода последовательных разностей k-раз получается ряд x_t^k , $t = 1, \ldots, T - k$, который можно описать с помощью модели ARMA(p, q)

может быть описан следующим образом:

$$x_t^k = \alpha_1 x_{t-1} + \ldots + \alpha_p x_{t-p} + \delta - \theta_1\delta_{t-1} - \ldots - \theta_q\delta_{t-q} \qquad (1.21)$$

$$x_t^k = \Delta^k x_t = x_t - C_k^1 x_{t-1} + C_k^2 x_{t-2} - \ldots + (-1)^k x_{t-k}.$$

Анализируемый процесс соответствует *модели авторегрессии-проинтегрированного скользящего среднего ARIMA (p, k, q),* которая записана в виде (1.21)

Модель ARIMA является расширением для нестационарных временных рядов моделей ARMA. Нестационарный ряд можно привести к стационарному, взяв от исходного временного ряда разность некоторого порядка, т.е. модель ARIMA (p, k, q) предполагает, что разность порядка d временного ряда соответствует модели ARMA (p, q).

В представлении (1.21) оператор Δ^k – оператор разности временного ряда порядка *k*. Если взять *k* раз разность первого порядка от временного раза, затем от полученных разностей первого порядка, затем от второго порядка и т.д. получим результат данного оператора.

К классу моделей ARIMA относится процесс случайного блуждания, которое определяется аналогично процессу авторегрессии первого порядка (1.9) с коэффициентом $\alpha = 1$:

$$\varepsilon_t = \varepsilon_{t-1} + \delta_t \tag{1.22}$$

Следовательно, случайное блуждание соответствует модели ARIMA (0, 1,0), так как ряд первых разностей – белый шум или ARIMA (0,0).

Для того чтобы идентифицировать модель ARIMA необходимо подобрать порядок модели. Существует два типа критерия подбора [10]:

- в основе первого критерия лежит величина $\hat{\sigma}^2(k)$. Отслеживается поведение величины в зависимости от k. Если начиная с какого-либо k_0 гасится тенденция убывания $\hat{\sigma}^2(k)$, а само значение стабилизируется относительно, тогда k_0 – верхняя оценка для определения порядка.
- для второго критерия основным является анализ автокорреляционных функций. Так как для устранения нестационарности ряда выполняются преобразования исходного процесса с помощью операторов $\Delta, \Delta^2 \ldots$, процессы $\Delta^1 x_t$ остаются нестационарными до тех пор пока $1 < k$. Вследствие чего быстрый спад в поведении их выборочной автокорреляционной функции отсутствует. Предполагается, что степень k, необходимая для стационарности, достигается при быстром затухании автокорреляционной функции ряда.

Далее анализируются разности ряда, а не он сам, поэтому процесс сводится к описанной выше модели ARMA.

1.4. Обоснование выбора модели для прогнозирования ВВП геополитического актора

Как уже говорилось ранее, показатели ВВП за определенный период представляют собой нестационарный временной ряд, который можно привести к стационарному, взяв от исходного временного ряда разность некоторого порядка. Данная возможность присутствует в методе ARIMA, который и был выбран для прогнозирования.

Модели в данной методологии прогнозирования четко обоснованы с математико-статистическое точки зрения, что дает основание выбрать именно их из всего многообразия моделей, используемых для прогнозирования, анализа и описания временных рядов.

Подробная формализация и разработка данной методики позволяют осуществить подбор подходящей модели для конкретного временного ряда. Простота формальной процедуры проверки на адекватность, а также следствие прогнозов из самой модели без требования отдельной оценки являются еще одним преимуществом при выборе.

Глава 2. Прогнозирование ВВП геополитического актора методом ARIMA

Любое прогнозирование основывается на том, что основные характеристики и факторы уже изученного и проанализированного периода сохранятся и на прогнозируемый период или на том, что вектор возможных изменений можно предсказать и учесть в рассматриваемой перспективе. Это относится и к прогнозированию экономических показателей, таких как ВВП геополитического актора, которые зачастую представляют собой нестационарные данные. Это значительно затрудняет процесс прогнозирование. Но и для временных рядов, состоящих из подобных данных, разработаны модели, описанные ранее. Экономико-математические модели в ряде случаев могут выступать в качестве инструмента исследования.

2.1 Выбор геополитических акторов для прогнозирования показателей ВВП

Геополитические акторы разделяют на классические и новые. К первому типу относятся традиционные формирования – армии, церкви, государства, ко второму – всевозможные неправительственные организации, средства массовой информации и коммуникации, политические партии, транснациональные корпорации.

Государство – главный актор политики мира, стратегия поведения которого напрямую влияет на характер международных отношений, на уровень жизни его граждан.

Для получения прогнозных показателей ВВП были выбраны следующие геополитические акторы:

1. США

- члены БРИКС:

2. Российская Федерация

3. Бразилия
4. Индия
5. КНР
6. ЮАР

- некоторые члены Европейского союза:

7. Германия
8. Великобритания
9. Чехия
10. Швеция
11. Австрия
12. Польша
13. Франция
14. Бельгия
15. Италия
16. Финляндия

- Некоторые участники СНГ:

17. Украина
18. Белоруссия
19. Киргизия
20. Казахстан
21. Узбекистан

Выбор Российской Федерации обусловлен ее положением на геополитической арене мира. Россия обладает большими запасами энергетических ресурсов, что играет важную роль в отношениях с акторами Азии и Европы. Ядерная мощь, большой размер территории, обеспечение связи между Европой, Северной Америкой и Восточной Азией – всё это является основанием для актуальности прогнозирования ВВП этого геополитического актора.

США – еще один геополитический актор с большим внешнеэкономическим влиянием и высокой конкурентоспособностью в борьбе за лидерство. Например, российско-американские отношения имеют большое значение для обоих акторов, что говорит о важности обладания информацией о прогнозных показателях ВВП США.

Выбор акторов, входящих в БРИКС и Европейский Союз обусловлен следующим. Страны уже объединены в союзы, для каждого члена которых информация о будущем показателе ВВП союзника является весомой. Для России одно из ключевых значений имеют отношения с членами Европейского союза, на долю которых приходится 40 % экспорта страны.

В данном списке представлены акторы близкие по географическому расположению, что в свою очередь влияет на заинтересованность соседей в обладании информацией о спрогнозированных показателях ВВП друг друга. Так как взаимодействие этих стран неоднозначно, в каких-то сферах они являются союзниками, в каких-то прямыми конкурентами и борются за победу на тех или иных политических аренах. Поэтому необходимо четко оценивать положение дел возможного союзника или противника, в том числе и будущие показатели ВВП, зная которое возможно более четко выстроить политику взаимодействия. (Отношения России и стран СНГ, также включенных в прогнозный список, основаны на стремлении России удержать влияние в зоне своих экономических интересов).

Включение в список КНР обусловлено лидирующей позицией актора по показателям ВВП и ВВП на душу населения. Кроме того, интерес России к экономическим показателя Китайской народной республики усиливается протяженностью границ, что способствует сотрудничеству.

2.2. Прогнозирование ВВП геополитических акторов США и России методом ARIMA

В данной работе прогнозирование осуществляется с помощью пакета прикладных программ Eviews 8, сферами применения которого являются моделирование, оценка, прогнозирование экономических показателей, финансовый и научный анализ.

Инструментарий пакета для обработки данных при работе с временными рядами позволяет применять выбранные модели, выявлять наличие зависимостей, делать прогноз необходимых показателей. Анализ можно провести несколькими методами: обобщенный метод моментов, метод наименьших квадратов, интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего, авторегрессионная условно гетероскедастическая модель и др.

Для каждого актора имеем по 25 членов временного ряда, содержащего показатели ВВП в миллиардах долларов за период с 1992 по 2016 года[3]. Рассмотрим подробно прогнозирование двух следующих значений временных рядов для показателей ВВП двух акторов, которые борются за главенствующую позицию на геополитической арене, России и США.

В таблице 1 указаны значения ВВП выбранных акторов в выбранный период.

Таблица 1

Показатели ВВП США и России, 1992-2016гг.

Год	США	Россия
1992	6539,3	1703,0
1993	6878,7	1591,9
1994	7308,8	1419,3
1995	7664,1	1389,5
1996	8100,2	1363,8
1997	8608,5	1406,3
1998	9089,2	1345,6
1999	9660,6	1452,9
2000	10284,8	1635,3
2001	10621,8	1757,7
2002	10977,5	1869,3
2003	11510,7	2046,7
2004	12274,9	2253,9
2005	13093,7	2474,8
2006	13855,9	2758,8
2007	14477,6	3073,9
2008	14718,6	3298,7
2009	14418,7	3063,8
2010	14964,4	3240,9
2011	15517,9	3441,7
2012	16155,3	3628,4
2013	16691,5	3734,2
2014	17393,1	3828,3
2015	18036,7	3759,7
2016	18569,1	3799,7

[3] http://svspb.net/danmark/vvp-stran.php

Подробные данные о показателях ВВП остальных геополитических акторов, выбранных для прогнозирования содержатся в приложении 1.

Построим и рассчитаем модель ARIMA для значений ВВП США.

В качестве критерия проверки ряда на стационарность использовался расширенный тест Дики-Фуллера. В качестве нулевой гипотезы рассматривается наличие единичного корня (*unit root*, один из корней характеристического полинома лежит на единичной окружности), т.е. нестационарность ряда. Тест ADF является односторонним: в качестве альтернативной гипотезы по умолчанию считается гипотеза о стационарности ряда (все корни характеристического полинома лежат вне единичного круга).

Проведен расширенный тест Дики-Фуллера на стационарность для уровней ряда (Рис. 1) и для первых разностей ряда (Рис. 2).

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		0.022157	0.9507
Test critical values:	1% level	-3.788030	
	5% level	-3.012363	
	10% level	-2.646119	

Рис.1.Результат теста Дики-Фуллера для уровней ряда (США)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.974006	0.0539
Test critical values:	1% level	-3.788030	
	5% level	-3.012363	
	10% level	-2.646119	

Рис. 2. Результат теста Дики-Фуллера для первых разностей ряда (США)

Число Prob. - величина, используемая при тестировании статистических гипотез. Фактически это вероятность ошибки при отклонении нулевой гипотезы (ошибки первого рода). Поскольку Prob-значение мало для первых разностей, данный ряд можно свести к стационарному. Следовательно, коэффициент k модели ARIMA(p,k,q) равен 1.

На рисунке 3 изображена таблица, в столбцах которой содержатся, соответственно, названия коэффициентов модели ARIMA, значения этих коэффициентов, стандартные ошибки коэффициентов уравнения, а также Prob – величина.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	424.3905	55.47716	7.649823	0.0000
AR(1)	0.406410	0.803488	0.505807	0.6203
AR(2)	0.112379	0.594951	0.188888	0.8527
MA(1)	-1.355465	0.843076	-1.607762	0.1287
MA(2)	-0.957833	1.388920	-0.689624	0.5010

Рис. 3. Значения коэффициентов модели ARIMA(США)

Результатом являются прогнозные значения ВВП США на 2017 и 2018 года соответственно: 18893.63; 19459.34

Построим и рассчитаем модель ARIMA для столбца значений ВВП РФ.

В качестве критерия проверки ряда на стационарность также использовался расширенный тест Дики-Фуллера. В качестве нулевой гипотезы рассматривается наличие единичного корня (*unit root*, один из корней характеристического полинома лежит на единичной окружности), т.е. нестационарность ряда. В качестве альтернативной гипотезы по умолчанию считается гипотеза о стационарности ряда (все корни характеристического полинома лежат вне единичного круга), что говорит об односторонности теста ADF.

Для уровней ряда (Рис. 4) и для первых разностей ряда (Рис. 5) проведен расширенный тест Дики-Фуллера.

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		1.270278	0.9975
Test critical values:	1% level	-3.769597	
	5% level	-3.004861	
	10% level	-2.642242	

Рис. 4. Результат теста Дики-Фуллера для уровней ряда (РФ)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.978932	0.0534
Test critical values: 1% level	-3.788030	
5% level	-3.012363	
10% level	-2.646119	

Рис. 5. Результата теста Дики-Фуллера для первых разностей ряда (РФ)

Число Prob. - фактически это вероятность ошибки первого рода при отклонении нулевой гипотезы. Так как Prob-значение мало для первых разностей, данный ряд, как и предыдущий, можно свести к стационарному. Следовательно, коэффициент k модели ARIMA (p, k, q) равен 1.

На рисунке 6 изображена таблица, в столбцах которой содержатся, названия коэффициентов модели ARIMA, значения этих коэффициентов, стандартные ошибки коэффициентов уравнения, а также Prob – величина.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.193561	0.823876	0.234939	0.8172
AR(2)	0.621527	0.747769	0.831176	0.4181
MA(1)	0.263522	0.822612	0.320347	0.7529
MA(2)	-0.411731	0.481614	-0.854898	0.4052

Рис. 6. Значения коэффициентов модели ARIMA

Результатом являются прогнозные значения ВВП РФ на 2017 и 2018 года соответственно: 38399.52; 38901.42

Аналогичным образом построена и рассчитана модель ARIMA для значений оставшихся акторов. Для проверки ряда на стационарность проводился расширенный тест Дики-Фуллера. В результате получены прогнозные показатели ВВП на 2017 и 2018 года (см. приложение 1)

2.3. Значимость коэффициентов, стандартные ошибки, тест на автокорреляцию в методе ARIMA

Для проверки коэффициентов модели на значимость можно воспользоваться критерием Стьюдента и вероятностью Prob.

H_0 – нулевая гипотеза: коэффициент модели статистически незначимы. Гипотеза H_0 принимается, если Prob> α =0,05.

В рассмотренном ранее процессе прогнозирования временных рядов ВВП США и России все коэффициенты (за исключением свободных членов) больше α = 0.05, следовательно, предположение о том, что коэффициенты моделей незначимы, отклоняется. Статистическую надежность каждого из них отражают стандартные ошибки – Standart error (Рис. 3, Рис.6)

Для диагностики автокорреляции используется тест Дарбина-Уотсона – Durbin-Watson Stat. Данный тест основан на статистике Дарбина-Уотсона, вычисляемой по формуле:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{n} (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} e_t^2} \qquad (2.1)$$

H_0 – нулевая гипотеза: автокорреляции отсутствует.

Гипотезы о наличии односторонней (положительной/отрицательной) автокорреляции или о наличии автокорреляции в целом являются альтернативными.

Гипотеза H_0 отвергается, если:

- $d < d_L$ (положительная корреляция)
- $d > 4 - d_L$ (отрицательная корреляция)

Гипотеза H_0 принимается, если $d_U \leq d \leq 4 - d_U$, где L, U – значения границ для заданного уровня значимости(табличные)

Durbin-Watson Stat = 1,78 – результат теста Дарбина-Уотсона для временного ряда показателей ВВП США, автокорреляция отсутствует.

Durbin-Watson Stat = 1,94 – результат теста Дарбина-Уотсона для временного ряда показателей ВВП РФ, автокорреляция отсутствует.

2.4. Описание результатов, полученных в результате прогнозирования методом ARIMA, в сравнении с прогнозами Международного валютного фонда

В таблицах 2 и 3 отражены прогнозные показатели ВВП США и России на 2017 и 2018 года по результатам прогнозирования методом ARIMA и прогнозы МВФ.

Таблица 2

Прогноз ВВП США

Год	ARIMA	МВФ
2017	18993.63	18996.18
2018	19459.34	19471.09

Таблица 3

Прогноз ВВП России

Год	ARIMA	МВФ
2017	38399.52	38415.67
2018	38901.42	38876.65

По результатам прогнозов МВФ ВВП США в 2017 году повысится на 2,3%, а в 2018-м — на 2,5%. МВФ также прогнозирует рост ВВП России в ближайшие два года. В 2017 году, по мнению экспертов МВФ, показатель вырастет на 1,1%, а в 2018 году — на 1,2%.

Как видно из таблиц 2 и 3 разница в прогнозах незначительная (допустимая в масштабах трат государства): не более чем на десятки миллиардов долларов. Что говорит о возможности применения метода прогнозирования ARIMA для предсказания экономических показателей, в том числе ВВП.

Выводы

Прогнозируемые показатели различных областей деятельности являются существенными для оценки возможной интеграции нескольких акторов. Для многих видов взаимодействия между акторами полученные в результате прогноза показатели ВВП играют важную роль при принятии решений и выборе партнеров.

Один из возможных вариантов взаимодействия – военный союз, основанный на сотрудничестве в области производства военной техники. Оборонная промышленность-важнейшая отрасль производства большинства акторов. Те из них, кто не в силах самостоятельно обеспечить достаточно высокий уровень производства, вынуждены вступать в подобные союзы с другими акторами для закупки, обмена или аренды военной техники. Для квалифицированного выбора союзника необходимо иметь информацию о прогнозируемых показателях производства техники и убедиться в устойчивости производства.

Еще один вариант взаимодействия - заключение соглашения о постройке промышленных предприятий между двумя акторами, первому из которых необходимо оценить возможности второго по части определенного производства, наличие данной информации обеспечивает статистика производства за предыдущий период и прогнозирование будущих показателей.

Продажа (покупка) природных ресурсов также является видом взаимодействия. Актор обладающий достаточным количеством ресурсов для продажи преследует цель – получить наибольшую выгоду. Выбор наиболее выгодного партнера (покупателя) осуществляется с помощью проведения аукциона, помимо наибольшей стоимости, предложенной за товар, необходимо учесть и прогнозируемые показатели, в том числе ВВП, влияющие на платежеспособность актора-покупателя.

Прогноз, полученный с помощью модели ARIMA, достаточно близок к прогнозу квалифицированных организаций, занимающихся прогнозированием экономических показателей. Разница результатов обусловлена тем, что при прогнозировании методом ARIMA невозможно учесть все факторы, влияющие на уровень ВВП, такие как: следование плану развития или увеличения ВВП, участие в военных конфликтах, смена основной направленности политики актора, слияние или распад актора, финансовый кризис.

Информация о прогнозных показателях ВВП геополитических акторов позволяет планировать процессы их взаимодействия. По полученным результатам можно оценить будущие позиции актора в отношении лидерства на геополитической арене мира и принять решение о возможной организации союза.

Заключение

В данной работе была рассмотрена задача прогнозирования нескольких следующих членов временного ряда, образованного значениями ВВП геополитического актора. В работе показана актуальность проблемы прогнозирования экономических показателей, требующей как можно более точных и быстрых расчётов, а также обоснован выбор конкретных геополитических акторов.

С помощью выбранного метода ARIMA построены модели временных рядов, произведена проверка коэффициентов модели на значимость, проверка на стационарность с помощью теста Дарбина-Уотсона. Получены неизвестные значения ряда x_{t+1}, учитывая то, что x_t – последний из наблюдаемых показателей анализируемого нестационарного временного ряда. В завершающей части работы спрогнозированные данные сравнивались с данными МВФ, после чего сделан вывод о возможности применения выбранного метода для прогнозирования ВВП (без учета факторов, не поддающихся формализации).

Список литературы

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Том 2. Основы эконометрики. Учебник для вузов: В 2 т. 2-е изд. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2001. 432 с.
2. Алаев Э.Б. Социально-экономическая география: понятийно-терминологический словарь. – М.: Мысль, 2003.
3. Бокс Лж., Дженкис Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. / Под ред. Писаренко В.Ф. М.: Мир, 1974. 605 с.
4. Болн Б., Хуань К. Дж. Многомерные статистические методы для экономики. М.: Наука, 1979. 348 с.
5. Кефели И. Ф. Геополитика Евразии. СПб: ИД «Петрополис», 2009. 326 с.
6. Кефели И. Ф., Малафеев О. А. Математические начала глобальной геополитики. 2013. 186 с.
7. Лизер С. Эконометрические методы и задачи. М.: Статистика, 1971. 141 с.
8. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. Учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2003.416 с.
9. Татаркин А. И., Татаркин Д. А. Прогнозные оценки мирового кризиса // Геополитика и безопасность. 2009. № 1 (5). С. 73-78
10. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка. Учеб. пособие. Невинномысск: 2006. 221 с.
11. Финансы России 2014г. Статистический сборник. / Под. ред. Оксейнот Г. К. – М.: Росстат, 2014.
12. Amemiya T., Wu R.Y. The effect of aggregation on prediction in the autoregressive model. — J. Amer. Statist. Ass. Vol. 67. - PP. 1972. 628-632.
13. McClain J.O. Dynamics of exponential smoothing with trends and seasonal terms // Management Science.Vol.20. - PP. 1974. 1300-1304.
14. Waltz K. Evaluating Theories // American Political Science Review? 1997 / Dezember. P. 915-916.

Приложение 1

Год	США	Россия	Бразилия	Индия	КНР	ЮАР
1992	6539,3	1703,0	1063,5	1111,8	1477,2	241,0
1993	6878,7	1591,9	1139,6	1192,3	1722,6	249,8
1994	7308,8	1419,3	1225,9	1298,8	1989,7	263,3
1995	7664,1	1389,5	1306,8	1426,3	2254,6	277,2
1996	8100,2	1363,8	1360,0	1562,0	2523,1	294,4
1997	8608,5	1406,3	1430,2	1653,1	2802,4	307,4
1998	9089,2	1345,6	1450,7	1774,3	3053,7	312,3
1999	9660,6	1452,9	1479,7	1953,9	3336,1	324,6
2000	10284,8	1635,3	1579,8	2077,8	3698,6	345,7
2001	10621,8	1757,7	1638,3	2230,3	4096,9	363,3
2002	10977,5	1869,3	1714,2	2353,0	4538,3	382,4
2003	11510,7	2046,7	1768,4	2590,6	5091,7	401,5
2004	12274,9	2253,9	1921,6	2870,7	5760,1	431,4
2005	13093,7	2474,8	2047,0	3238,2	6617,3	468,7
2006	13855,9	2758,8	2193,5	3646,9	7686,8	510,2
2007	14477,6	3073,9	2388,5	4110,9	9012,0	551,9
2008	14718,6	3298,7	2559,4	4354,6	10070,9	580,7
2009	14418,7	3063,8	2575,6	4759,8	11080,9	576,1
2010	14964,4	3240,9	2803,4	5312,3	12405,9	600,8
2011	15517,9	3441,7	2975,0	5781,8	13864,9	633,4
2012	16155,3	3628,4	3088,0	6211,3	15235,8	659,3
2013	16691,5	3734,2	3232,1	6724,4	16689,4	686,6
2014	17393,1	3828,3	3306,6	7336,2	18228,4	710,8
2015	18036,7	3759,7	3216,2	8003,4	19695,7	727,8
2016	18569,1	3799,7	3141,3	8662,4	21291,8	739,4
2017	18993.63	38399.52	3097,33	9178,72	23245,95	753,71
2018	19459.34	38901.42	3011,65	9532,91	25567,63	771,97

год	Германия	Великобритания	Чехия	Швеция	Австрия
1992	1843,3	1050,6	136,8	177,0	173,4
1993	1868,5	1102,5	139,1	177,7	178,5
1994	1956,7	1169,7	142,7	188,9	186,7
1995	2033,7	1224,1	143,4	200,6	195,7
1996	2088,6	1278,2	152,2	207,3	204,0
1997	2164,7	1340,7	153,8	217,0	212,1
1998	2227,1	1398,5	155,0	228,6	222,0
1999	2302,9	1466,5	159,6	242,6	233,5
2000	2430,4	1556,1	170,2	259,9	246,9
2001	2531,4	1634,9	179,4	270,0	255,9
2002	2570,9	1699,8	185,2	279,8	264,1
2003	2603,3	1793,8	195,7	292,2	271,4
2004	2693,6	1889,7	211,0	313,2	286,4
2005	2804,6	2008,5	231,8	332,4	302,0
2006	3002,7	2122,0	255,4	358,6	321,7
2007	3186,7	2234,1	276,7	380,7	342,2
2008	3275,7	2263,7	289,8	386,0	354,3
2009	3116,8	2182,2	277,8	368,8	343,5
2010	3279,5	2251,1	287,7	395,7	354,4
2011	3471,8	2332,3	299,5	414,6	371,8
2012	3560,1	2406,4	302,6	421,0	381,5
2013	3639,0	2492,0	306,0	433,1	388,2
2014	3763,2	2614,5	319,9	452,4	397,6
2015	3860,1	2700,6	338,0	475,9	405,8
2016	3980,3	2785,6	350,7	498,1	417,2
2017	4013,22	2803,94	371,43	501,54	423,97
2018	4119.94	2897,18	389,72	520,62	429,92

год	Польша	Франция	Бельгия	Италия	Финляндия
1992	251,5	1206,9	214,3	1227,1	88,7
1993	268,6	1228,0	217,3	1245,2	90,1
1994	288,6	1283,5	229,1	1299,0	95,7
1995	314,5	1337,6	239,4	1356,6	101,8
1996	340,2	1381,0	247,7	1399,1	107,4
1997	370,6	1437,4	261,3	1449,2	116,1
1998	393,2	1504,7	269,3	1488,6	123,7
1999	417,3	1579,8	283,2	1534,9	131,2
2000	445,0	1678,3	300,2	1628,1	141,7
2001	460,6	1750,1	309,5	1694,7	148,7
2002	474,4	1796,9	319,8	1725,0	153,5
2003	501,1	1847,7	328,7	1762,1	159,7
2004	541,4	1951,4	350,1	1839,2	170,5
2005	578,6	2046,6	368,9	1916,4	180,9
2006	633,3	2159,6	389,7	2014,9	194,0
2007	697,0	2269,4	413,7	2099,0	209,5
2008	738,5	2318,4	425,0	2117,7	215,2
2009	763,7	2267,3	418,4	2016,8	198,9
2010	801,7	2340,2	434,9	2075,9	207,3
2011	859,3	2438,1	451,9	2130,9	217,0
2012	889,2	2487,6	460,8	2109,0	217,9
2013	916,1	2542,3	468,0	2106,0	219,7
2014	963,1	2604,3	484,2	2146,2	222,2
2015	1011,8	2665,9	496,8	2186,3	225,2
2016	1054,1	2733,7	509,5	2234,5	231,4
2017	1088,31	2786,92	523,91	2278,72	237,82
2018	1121,19	2817,73	531,66	2314,93	240,97

Год	Украина	Белорусия	Киргизия	Казахстан	Узбекистан
1992	318,3	52,4	8,1	122,7	37,8
1993	277,7	49,6	7,2	114,0	37,7
1994	219,0	44,7	5,9	101,8	36,6
1995	196,4	40,6	5,7	95,4	37,2
1996	180,3	42,5	6,2	97,7	38,3
1997	177,6	48,1	6,9	101,0	41,0
1998	176,2	52,8	7,2	100,2	43,2
1999	178,6	55,4	7,5	104,4	45,8
2000	193,5	59,9	8,1	117,3	48,6
2001	216,1	64,2	8,7	136,2	51,8
2002	231,2	68,4	8,9	151,8	54,7
2003	258,2	74,7	9,7	169,2	58,1
2004	296,6	85,5	10,7	190,6	64,1
2005	315,6	96,6	11,0	215,8	70,8
2006	349,9	109,5	11,7	246,2	78,5
2007	388,7	122,2	13,0	275,3	88,2
2008	405,2	137,3	14,3	289,9	98,1
2009	346,5	138,6	14,8	295,6	106,8
2010	351,7	151,2	14,9	321,1	117,3
2011	378,5	162,6	16,1	352,3	129,7
2012	386,4	168,4	16,4	376,7	142,9
2013	392,6	172,8	18,5	405,8	156,8
2014	373,4	179,0	19,6	430,8	172,5
2015	340,5	174,0	20,5	440,7	188,3
2016	353,0	171,0	21,5	451,3	205,7
2017	356,34	169,83	22,37	460,94	219,54
2018	357,18	167,92	23,98	471,13	227,38