# НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

### итоговый отчёт

по дисциплине:

«Временные ряды»

«Вариант №1: Анализ стран АТЭС»

Проектная группа: Сафронова Анна БЭК-195 Стороженко Юлия БЭК-195

## Содержание

1	Введение							
2	Ана	Анализ						
	2.1	Население	4					
	2.2	Валовый внутренний продукт	8					
	2.3	Валовый внутренний продукт на душу населения	12					
3	Cpa	авнение моделей	15					
4	4 Заключение							
5	Приложения							

#### 1 Введение

Последние 30 лет в мире наблюдается тенденция увеличения количества торговых соглашений. Экономический рост и расширение связей между экономиками Тихоокеанской Азии привели к становлению различных региональных институтов, формирующих здесь плодотворную интеграционную среду.

Азиатско-Тихоокеанское экономическое сотрудничество является единственной в Азиатско-Тихоокеанском регионе межправительственной организацией. В состав содружества входит 21 страна — Австралия, Бруней, Вьетнам, Гонконг (САР, Китай), Индонезия, Канада, Китай, Малайзия, Мексика, Новая Зеландия, Папуа Новая Гвинея, Перу, Республика Корея, Российская Федерация, Сингапур, США, Таиланд, Тайвань, Филиппины, Чили, Япония. На долю АТЭС приходится 55% мирового ВВП, 53% мировой торговли, более 40% прямых зарубежных инвестиций мира<sup>1</sup>. Совокупный экономический потенциал стран АТЭС позволяет рассматривать эту организацию как исключительно влиятельного субъекта международных экономических отношений, способного оказывать системное воздействие не только на региональные, но и на глобальные процессы. В этом уникальность АТЭС, обладающего «контрольным пакетом акций» мирового хозяйства.

Участвующие экономики отличаются большой степенью дифференциации по размеру территории и численности населения, по объему ВВП и ВВП на душу населения, по уровню экономического развития.

Для исследования было выбрано 5 стран - Япония, Южная Корея, Гонконг, Индонезия и Таиланд. В ходе работы будет проведен анализ одномерных временных рядов - ВВП, ВВП на душу населения и численности населения для каждой из указанных стран, проверено наличие АВСН-эффекта. Далее будут построены интервальные прогнозы на основе выявленных особенностей. Для дополнения моделей производится анализ структурных разрывов. На основе проведенного анализа строится оптимальная факторная модель, оцениваются прогнозы. Для того, чтобы изучить преимущества аналитической модели, согласно которой динамика реального ВВП равна произведению реального ВВП на душу населения и численности населения, будут изучены соответствующие зависимости в данных показателях между странами.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>1 APEC at a Glance. APEC Secretariat, Singapore, 2010.-P.1

#### 2 Анализ

#### 2.1 Население

Проведем тесты на стационарность рядов:

	diff	ADF	PP	KPSS
Гонконг	1	0.014	0.011	0.100
Индонезия	1	0.012	0.008	0.100
пония	1	0.041	0.021	0.100
Таиланд	1	0.011	0.006	0.100
Южная Корея	1	0.005	0.005	0.100

Таблица 1: Значения p-value

По результатам всех тестов логарифмы значений рядов стационарны в первой разности на 5%-ом уровне значимости.

Выбор предсказательных моделей осуществлялся на основании четырех критериев: BIC, Log-Likelihood, MAPE (mean absolute percentage error) и p-value из теста Льюнга-Бокса.

	p, q	BIC	LogLikelihood	MAPE	p-value
Гонконг	1, 0	-373.0967	192.6646	-0.0734	0.6889
Индонезия	1, 0	-748.6835	380.4581	-0.0158	0.9646
пония	1, 0	-561.1884	286.7105	-0.0245	0.7513
Таиланд	1, 0	-662.5850	337.4088	-0.0067	0.7512
Южная Корея	1, 0	-599.1081	305.6703	-0.0197	0.9643

Таблица 2: Характеристики моделей с оптимальными параметрами

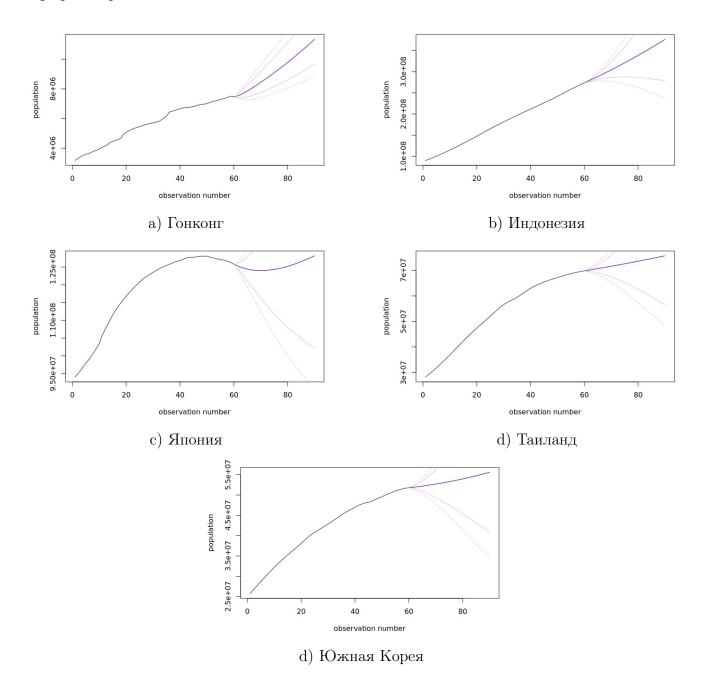
Для уточнения результатов прогноза проверим наличие ARCH эффекта:

Гонконг		p-value = $0.4954$
Индонезия	1, 0	p -value = 0.9989
Япония	1, 0	p-value = 0.9913
Таиланд	1, 0	p-value = $0.9879$
Южная Корея	1, 0	p-value = $0.9999$

Таблица 3: Тест Льюнга-Бокса для проверки автокорреляции в квадратах остатков

Как видно из результатов теста Льюнга-Бокса (p-value > 0.05), автокорреляция в квадратах остатков не наблюдается. Следовательно, ARCH эффект отсутствует.

#### Графики прогноза динамики населения по моделям ARMA:

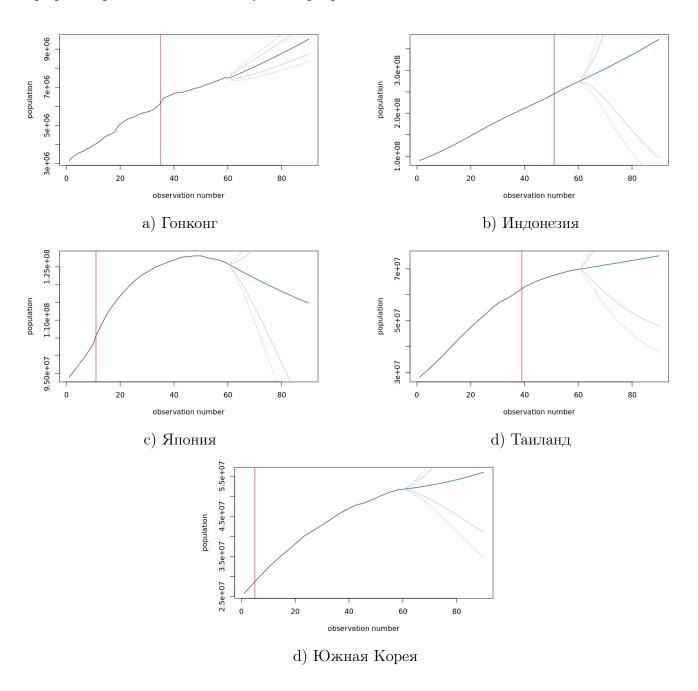


Проверим данные на наличие разрывов с помощью 8 различных тестов для наиболее достоверных результатов:

	supF	OLS-C	OLS-M	Rec-C	Rec-M	RE	ME	Bai-Perron	
Гонконг	0.000	0.008	0.235	0.000	0.010	0.015	0.290	2 SB	
Индонезия	0.000	0.001	0.010	0.000	0.010	0.000	0.010	4 SB	
Япония	0.000	0.001	0.428	0.000	0.010	0.000	0.012	1 SB	
Таиланд	0.000	0.054	0.247	0.000	0.010	0.000	0.010	4 SB	
Юж.Корея	0.000	0.054	0.258	0.000	0.010	0.000	0.012	1 SB	

Таблица 4: Значения p-value тестов на наличие разрывов

Графики прогнозов значений с учетом разрывов:



#### Анализ возможных причин разрывов в динамике населения:

- Гонконг, 1995: Передача суверенитета Гонконга от Соединенного Королевства к КНР. После события британское правительство обязалось предоставить жителям Гонконга право проживания в Соединенном Королевстве, что привело к пику миграции 66 000 человек покинули страну. Таким образом, естественный прирост населения существенно снизился.<sup>2</sup>
- Индонезия, 2011: Демографический переход. Незначительное снижение темпов рождаемости в Индонезии может объясняться продолжающимся вторым демографическим

 $<sup>^2</sup>$ Immanuel C.Y. Hsü The Rise of Modern China — 6 — USA: OUP, 2000. — P. 985. — 1136 p. — ISBN 978-0-19-512504-7

переходом, который выражается в индустриализации, усиливающейся урбанизации, повышении среднего возраста вступления женщин в брак, изменении роли семьи и детей в ней.

- Япония, 1971: Политика государства. Меры государственного невмешательства в планирование семьи в Японии привели к второму послевоенному бэби-буму (то есть резкому повышению коэффициента рождаемости).
- Таиланд, 1999: Азиатский финансовый кризис. Чрезвычайно быстрый рост экономик «азиатских тигров» привел к перегреву экономики и буму на рынке недвижимости. Уменьшение благосостояния граждан и их уверенности в завтрашнем дне привело к снижению темпов рождаемости в стране. 4
- Южная Корея, 1965: Окончание Корейской войны. Бэби-бум в послевоенное время обусловлен возвращением к мирной жизни. Одновременно с увеличением рождаемости происходит уменьшение коэффициента смертности в связи с улучшением условий жизни, открытием доступа к медицинским препаратам для широких масс населения.<sup>5</sup>

Для анализа взаимосвязей между странами проверим значения численности населения на коинтеграцию. По результатам теста Йохансена, на 5%-ом уровне значимости оказались коинтегрированы все 5 стран (при r <= 4, t-statistics = 2.06 < 9.24). Такой результат обуславливается изначальной стационарностью показателей.

Проведем тест причинности Гренджера для построения VAR-моделей:

	Гонконг	Индонезия	Япония	Таиланд	Южная Корея	
Гонконг	-	0.0009	0.1748	0.0120	0.2000	
Индонезия	0.9648	_	0.0020	0.0521	0.0589	
Япония	0.7691	0.3123	_	0.3470	0.3353	
Таиланд	0.0436	0.0603	0.6469	_	0.0041	
Южная Корея	0.8575	0.7613	0.9476	0.0708	-	

Таблица 5: Значения p-value теста Гренджера

При проверке потенциальных VAR-моделей с помощью тестов Hosking и LiMcLeod, не удалось устранить авто- и кросс-корреляцию в остатках (p-value < 0.05).

Поэтому в качестве предсказательных моделей для всех стран была выбрана оптимальная ARMA с учетом разрывов.

 $<sup>^{3}</sup>$ Саакян, А. Р. (2015). Демографические изменения в Японии во второй половине XX-начале XXI В. И их влияние на численность и качественные характеристики рабочей силы. Вестник Московского университета. Серия 13. Востоковедение, (2), 73-93.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Kaufman, GG., Krueger, TH., Hunter, WC. (1999). The Asian Financial Crisis: Origins, Implications and Solutions. Springer. ISBN 0-7923-8472-5

 $<sup>^5</sup>$ Эм, П.П. (2019). Республика Корея. Второй демографический переход: особенности и результаты. Азия и Африка сегодня. (1), 38-45.

#### 2.2 Валовый внутренний продукт

Проведем тесты на стационарность рядов:

	diff	ADF	PP	KPSS
Гонконг	2	0.014	0.011	0.100
Индонезия	2	0.012	0.010	0.100
пония	2	0.010	0.010	0.100
Таиланд	2	0.010	0.016	0.100
Южная Корея	2	0.010	0.010	0.100

Таблица 6: Значения p-value тестов

По результатам всех тестов логарифмы значений рядов стационарны во второй разности на 5%-ом уровне значимости.

Выбор предсказательных моделей осуществлялся на основании четырех критериев: BIC, Log-Likelihood, MAPE (mean absolute percentage error) и p-value из теста Льюнга-Бокса.

	p, q	BIC	LogLikelihood	MAPE	p-value
Гонконг	2, 0	-187.9937	100.0875	-0.1901	0.1897
Индонезия	1, 0	-208.7026	108.4117	0.0071	0.0875
пония	2, 0	-244.7389	128.4601	-0.0868	0.1489
Таиланд	0, 0	-217.8809	110.9706	-0.1613	0.2426
Южная Корея	2, 0	-211.2517	111.7165	-0.2069	0.0575

Таблица 7: Характеристики моделей с оптимальными параметрами

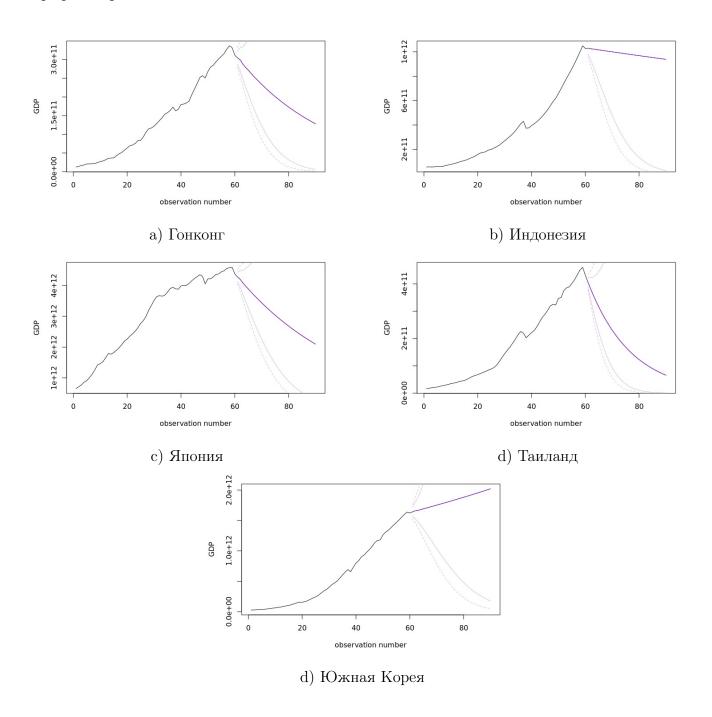
Для уточнения результатов прогноза проверим наличие ARCH эффекта:

Гонконг	2, 0	p-value = 0.6184
Индонезия	1,0	p-value = $0.3277$
пинопК	2, 0	p-value = 0.0632
Таиланд	0, 0	p-value = $0.1736$
Южная Корея	2, 0	p -value = 0.1608

Таблица 8: Тест Льюнга-Бокса для проверки автокорреляции в квадратах остатков

Как видно из результатов теста Льюнга-Бокса (p-value > 0.05), автокорреляция в квадратах остатков не наблюдается. Следовательно, ARCH эффект отсутствует.

#### Графики прогноза динамики ВВП по моделям ARMA:



Проверим данные на наличие разрывов с помощью 8 различных тестов для наиболее достоверных результатов:

	supF	OLS-C	OLS-M	Rec-C	Rec-M	RE	ME	Bai-Perron
Гонконг	0.878	0.999	0.641	0.899	0.705	0.988	0.673	0  SB
Индонезия	0.203	0.985	0.520	0.822	0.425	0.221	0.401	0  SB
<b>R</b> иноп <b>R</b>	0.971	1.000	0.730	0.908	0.819	0.870	0.416	0  SB
Таиланд	0.516	0.983	0.768	0.956	0.661	0.451	0.358	0  SB
Юж.Корея	0.991	0.974	0.575	0.299	0.488	0.975	0.612	0  SB

Таблица 9: Значения p-value тестов на наличие разрывов

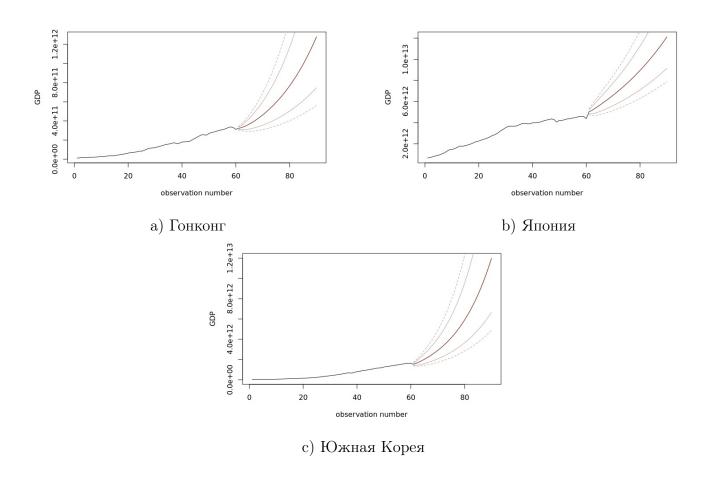
Графики прогнозов остаются релевантными, поскольку разрывы не были выявлены.

Для анализа взаимосвязей между странами проверим значения валового внутреннего продукта на коинтеграцию. По результатам теста Йохансена, на 5%-ом уровне значимости оказались коинтегрированы: Япония, Гонконг и Корея (при r <= 2, t-statistics = 12.29 < 15.67).

(estimate)	Япония	Южная Корея	Гонконг
Япония	-	-0.1120464	0.2369211
Южная Корея	-0.1768902	_	0.6597673
Гонконг	0.7787539	1.3736668	-
(intercept)	13.6057836	-5.0480669	1.0360051

Таблица 10: Таблица коэффициентов регрессий в коинтеграционных моделях

#### Графики прогнозов многомерных моделей:



По результатам анализа взаимовлияния стран в многомерных моделях было выявлено, что:

• Япония оказывает положительное влияние на Гонконг. Критики посчитали, что принятие Китаем решения о создании и совершенствовании правовой системы в специальном административном районе Гонконг подрывает принцип автономии Гонконга. Япония, входящая в их число, обозначила позицию, которая заключается во внимательном отношении к тому, чтобы Гонконг на основе принципа "одна страна – две

системы"сохранил свободный и открытый строй, развивался стабильно и демократически. Таким образом, осуществляется значительная поддержка Гонконга, в том числе и в экономическом плане. Стоит отметить, что Гонконг является самой либеральной экономикой и третьим финансовым центром мира. На территории Гонконга расположен крупнейший беспошлинный контейнерный порт мира, который позволяет вести торговые отношения со многими государствами, в том числе с соседними, а именно - с Японией и Южной Кореей.

- На показатели Кореи негативное влияние оказывает Япония. С 1 июля 2019 г. Токио ввёл экспортные ограничения на материалы стратегического назначения для Кореи. Ситуация привела к осложнению всего комплекса южнокорейско-японских отношений, стороны перешли к обвинениям в адрес друг друга; в Корее началась кампания бойкота японской продукции. 12 августа Южная Корея вычеркнула Японию из списка стран, которые имеют право на ускоренный импорт своей продукции. Таким образом, эксалация отношений между странами вызывает взаимонегативное влияние их ВВП. Гонконг, в свою очередь, положительно влияет на ВВП Южной Кореи. Вероятно, это происходит потому, что экономическая свобода привлекает южнокорейских инвесторов.
- Южная Корея оказывает негативное воздействие на экономику Японии в силу, как уже было упомянуто выше, нарастания противоречий и эскалации конфликта между государствами. ВВП Гонконга, опять же, благодаря экономической свободе страны, положительно сказывается на ВВП Японии.

Проведем тест причинности Гренджера для построения VAR-моделей для некоинтегрированных стран:

	Гонконг	Индонезия	Япония	Таиланд	Южная Корея	
Гонконг	_	0.6724	0.4884	0.3478	0.7050	
Индонезия	0.9272	_	0.0556	0.4101	0.9993	
Япония	0.7499	0.0273	_	0.0452	0.3591	
Таиланд	0.5336	0.5880	0.5707	-	0.6733	
Южная Корея	0.7162	0.2516	0.2698	0.4043	-	

Таблица 11: Значения p-value теста Гренджера

ВВП Индонезии и Таиланда были спрогнозированы с помощью VAR-моделей (с ограничениями и без). Однако они оказались хуже, чем оптимальные ARMA (p-value = 0.8717768 и p-value = 0.9541261 сответственно).

 $<sup>^6</sup> https://wikidea.ru/wiki/Economy\_of\_Hong\_Kong\#Economic\_predictions$ 

 $<sup>^{7}</sup>$ Пудовкин, Г. И. (2021). Треугольник Китая, Республики Корея И Японии–перспективы и риски. Корееведение в России: направление и развитие, 2(3), 142-147.

#### 2.3 Валовый внутренний продукт на душу населения

Проведем тесты на стационарность рядов:

	diff	ADF	PP	KPSS
Гонконг	2	0.010	0.011	0.100
Индонезия	2	0.010	0.010	0.100
пинопК	2	0.010	0.010	0.100
Таиланд	2	0.010	0.010	0.100
Южная Корея	2	0.010	0.010	0.100

Таблица 12: Значения p-value тестов

По результатам всех тестов логарифмы значений рядов стационарны во второй разности на 5%-ом уровне значимости.

Выбор предсказательных моделей осуществлялся на основании четырех критериев: BIC, Log-Likelihood, MAPE (mean absolute percentage error) и p-value из теста Льюнга-Бокса.

	p, q	BIC	LogLikelihood	MAPE	p-value
Гонконг	2, 0	-192.6467	102.4140	-0.3561	0.1438
Индонезия	1, 0	-208.7995	108.4602	0.1352	0.0986
пиноп	2, 0	-244.3984	128.2898	-0.2190	0.1409
Таиланд	0, 0	-217.7476	110.9040	-0.2896	0.2569
Южная Корея	2, 0	-211.4410	111.8111	-0.4854	0.0693

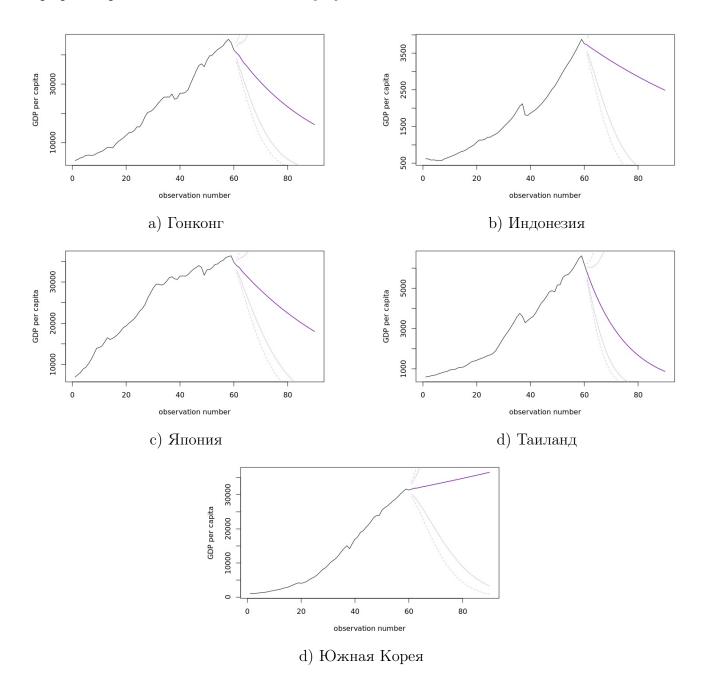
Таблица 13: Характеристики моделей с оптимальными параметрами

Для уточнения результатов прогноза проверим наличие ARCH эффекта:

Гонконг	2, 0	$\mid$ p-value = 0.2515 $\mid$
Индонезия	1, 0	p-value = $0.3215$
Япония	2, 0	p-value = $0.0769$
Таиланд	0, 0	p-value = $0.1642$
Южная Корея	2, 0	p-value = 0.1517

Таблица 14: Тест Льюнга-Бокса для проверки автокорреляции в квадратах остатков

Как видно из результатов теста Льюнга-Бокса (p-value > 0.05), автокорреляция в квадратах остатков не наблюдается. Следовательно, ARCH эффект отсутствует. Графики прогноза динамики ВВП на душу населения по моделям ARMA:



Проверим данные на наличие разрывов с помощью 8 различных тестов для наиболее достоверных результатов:

	supF	OLS-C	OLS-M	Rec-C	Rec-M	RE	ME	Bai-Perron
Гонконг	1.000	1.000	0.653	0.918	0.818	0.998	0.683	0 SB
Индонезия	0.204	0.989	0.535	0.820	0.443	0.223	0.397	0 SB
Япония	0.964	0.999	0.731	0.914	0.802	0.864	0.440	0 SB
Таиланд	0.521	0.983	0.759	0.958	0.676	0.432	0.353	0 SB
Юж.Корея	0.985	0.967	0.579	0.282	0.471	0.985	0.616	0 SB

Таблица 15: Значения p-value тестов на наличие разрывов

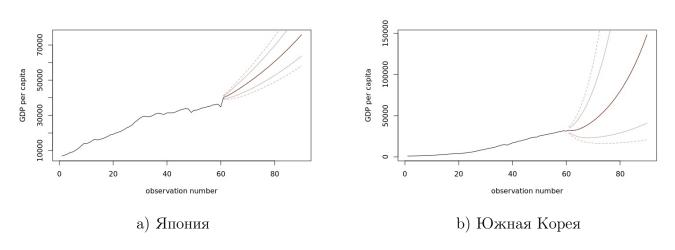
Графики прогнозов остаются релевантными, поскольку разрывы не были выявлены.

Для анализа взаимосвязей между странами проверим значения валового внутреннего продукта на душу населения на коинтеграцию. По результатам теста Йохансена, на 5%-ом уровне значимости оказались коинтегрированы: Япония и Южная Корея (при r <= 1, t-statistics = 27.04 < 28.14).

(estimate)	Япония	Южная Корея
RинопR	-	2.320299
Южная Корея	0.4025049	-
(intercept)	6.4228390	-13.848921

Таблица 16: Таблица коэффициентов регрессий в коинтеграционных моделях

Графики прогнозов многомерных моделей:



Проведем тест причинности Гренджера для построения VAR-моделей для некоинтегрированных стран:

	Гонконг	Индонезия	пинопК	Таиланд	Южная Корея	
Гонконг	-	0.5202	0.4249	0.4006	0.4941	
Индонезия	0.8605	_	0.0755	0.3489	0.9988	
Япония	0.8963	0.0258	-	0.0567	0.4038	
Таиланд	0.7102	0.5677	0.5864	_	0.6522	
Южная Корея	0.8280	0.1973	0.2857	0.4733	_	

Таблица 17: Значения p-value теста Гренджера

Построенная для Индонезии VAR-модель (с ограничениями и без) оказалась хуже оптимальной ARMA (p-value = 0.8604343).

## 3 Сравнение моделей

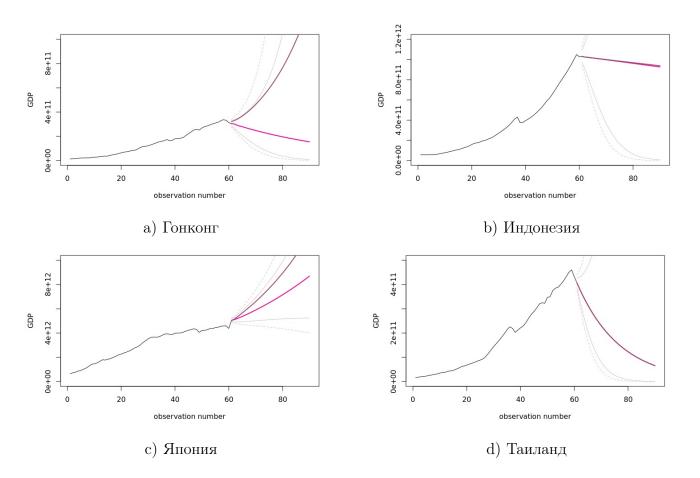
В результате анализа каждой переменной были получены наилучшие прогнозные: модели.

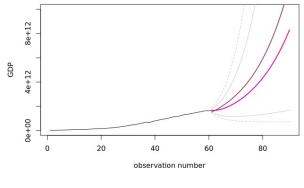
- Для численности населения: модель ARMA с учетом разрывов для всех стран.
- Для ВВП: многомерная модель коинтеграции для Гонконга, Японии, Южной Кореи; простая ARMA для Индонезии, Таиланда.
- Для ВВП на душу населения: многомерная модель коинтеграции для Японии, Южной Кореи; простая ARMA для Гонконга, Индонезии, Таиланда.

Для оценки предсказания ВВП мы сравнили:

- 1. Выбранные ранее модели прогнозирования ВВП (многомерная для Гонконга, простая ARMA для Индонезии, и т.д).
- 2. Модели, полученные путем перемножения наиболее оптимальных прогнозов по ВВП на душу населения и прогнозов численности населения.

В результате были получены следующие графики:





d) Южная Корея

Темно-розовым обозначен прогноз наилучшей модели ВВП. Светло-розовым - прогноз произведения наилучших моделей для ВВП на душу населения и численности населения.

Коронавирус повлиял на многие сферы жизни и не мог не отразиться на экономике. На фоне пандемии экономика Гонконга пережила рекордное падение. По итогам первого квартала 2020 года ВВП сократился на 8,9% в годовом исчислении. Отмечается, что это худший показатель с 1974 года. Этот факт объясняется сокращением внутреннего и внешнего спроса, а также особенно убытками в сфере туризма, поскольку поток иностранцев и приезжих из материкового Китая сократился почти в сто раз. Модель, являющаяся произведением ВВП на душу населения и численности населения, дает негативный прогноз, в то время как другая - позитивный. На наш взгляд, первая из упомянутых моделей дает более реалистичные результаты, хотя стоит принимать и тот факт, что число наблюдений также способно оказывать влияние на прогнозные значения.

В случае Индонезии ВВП упал впервые более, чем за 20 лет из-за падения доходов населения и сокращения деловой активности. Заболеваемость COVID-19 в Индонезии была самой высокой среди стран Юго-Восточной Азии, оказывая сильнейшую нагрузку на экономику государства. Оба метода прогнозирования предсказывают снижение ВВП, но следует учитывать и возможное влияние количества наблюдений.

После спада экономики Японии в связи с коронавирусной инфекцией ожидается восстановление как внутренного спроса, так и экспорта. <sup>10</sup> Более того, в 2021 году в стране сменился премьер-министр. Фумио Кисида заявил об отходе от ошибочной, по его мнению, абэномики - обширной программы экономического развития, разработанной экс-премьерои Синдзо Абэ и продвигавшейся им почти десятилетие. Согласно новому подходу планируется создание благотворного цикла в экономике за счет повышения доходов не какого-то одного сегмента общества, а более широкой группы людей. Обе модели прогнозируют рост ВВП Японии, однако произведение прогнозов предсказывает чуть более плавный рост, чем

 $<sup>^8</sup> https://international wealth. info/offshore-business-abroad/gonkong-perezhivaet-neprostye-vremena-na-fone-pandemii/amp/$ 

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup>http://www.finmarket.ru/news/5288910

 $<sup>^{10}</sup>$ http://www.finmarket.ru/database/news/5424874

наилучшая модель ВВП.

Для Таиланда прогнозируется серьезный упадок экономики. <sup>11</sup> Несмотря на рост в предшествующие периоды и достигнутые королевством очевидные успехи в борьбе с COVID-19, "коронавирусный кризис вылился в самый масштабный экономический спад с 1998 года. Основные параметры просели под воздействием неблагоприятной экономической конъюнктуры: слабый спрос на мировом рынке и большие складские запасы производимой в стране продукции негативно повлияли на настроения инвесторов. Обе модели прогнозируют сокращение ВВП, однако, опять же, на прогнозы могло повлиять сравнительно небольшое число наблюдений.

Южной Корее удалось за сорок лет из отсталой аграрной страны стать технологическим лидером, что отражает беспрерывно увеличивающийся ВВП республики. <sup>12</sup> Рост экономики - перманентный, с незначительными колебаниями, обуславливается значительными вложениями в инфраструктуру, высоким качеством рабочей силы, а также экспортом товаров народного потребления и тяжелой промышленности. Построенные модели прогнозируют и дальнейший рост ВВП, хотя, как и в ситуации с Японией, модель, полученная путем перемножения, предсказывает рост менее быстрым темпом.

#### 4 Заключение

В результате исследования мы пришли к выводу, что аналитическая модель для прогнозирования реального ВВП<sup>13</sup> обладает преимуществом, поскольку в более явном виде учитывает демографические колебания - в отличие от моделей, базирующихся исключительно на предыдущих показателях ВВП. Благосостояние и финансовая устойчивость, являющиеся целевыми ориентирами для каждой страны, во многом определяются демографическими процессами. Например, тенденция снижения численности населения в трудоспособном возрасте может стать серьезным тормозом для роста экономики. Таким образом, аналитическая модель отражает прогнозы, наиболее приближенные к реальности.

 $<sup>^{11} \</sup>rm https://rg.ru/amp/2020/09/16/poteri-ekonomiki-tailanda-ot-covid-19-budut-bolshe-chem-schitalos-ranee.html$ 

 $<sup>^{12}</sup> https://www.vedomosti.ru/partner/articles/2019/02/14/793589-futuristicheskaya-volna$ 

 $<sup>^{13}</sup>$ Аналитическая модель: динамика реального ВВП = реальный ВВП на душу населения \* численность населения

#### 5 Приложения

#### План работы:

- 1. <u>Данные.</u> Значения ВВП взяты в реальных долларах США, 2011 год. <sup>14</sup> Данные по численности населения были получены на сайте The World Bank. <sup>15</sup>
- 2. <u>Предварительная работа с данными.</u> Логарифмирование численности населения, ВВП, ВВП на душу населения для каждой страны.

3. Проведение тестов для проверки стационарности ряда. Были проведены: Augmented Dickey-

- Fuller, Phillips-Perron Unit Root и KPSS Test for Level Stationary. Результаты по тестам представлены в таблицах в отчете. [Пример кода: pacf(diff(log(gdp\$hk), differences = 2)) adf.test(diff(log(gdp\$hk), differences = 2), alternative = 'stationary', k = 6) pp.test(diff(log(gdp\$hk), differences = 2), alternative = 'stationary') kpss.test(diff(log(gdp\$hk), differences = 2))]. Сначала мы проверяли логарифмированные значения переменных. Если они оказывались не стационарными, переходили к разностям. Еще одним поводом перехода к разностям был факт невозможности устранения автокоррреляции в остатках моделей.
- 4. Моделирование ARMA. Для оптимизации процесса моделирования было рассмотрено 4 параметра моделей: 1) Информационный критерий ВІС (Bayesian information criterion); 2) Функция правдоподобия (LogLikelihood); 3) Значение p-value из теста Льюнга-Бокса на автокорреляцию остатков модели; 4) МАРЕ выборка с помощью метода машинного обучения была разделена на тестовую и обучающую, после чего была посчитана средняя абсолютная ошибка прогноза: МАРЕ = 100%\*1/размер выборки \* sum((тест прогноз)/тест). [Пример кода:

```
list = c()
WOW = function(x) \{ \\ for (p in 1:5) \{ \\ for (q in 1:5) \{ \\ ARMA = Arima(x, c(p, 1, q), include.constant = TRUE, method = c("CSS-ML")) \\ autocorr = Box.test(residuals(ARMA), lag = log(60), type = c("Ljung-Box"), fitdf = p+q)$p.value train = x[1:48] \\ test = x[49:60] \\ ARMA2 = Arima(train, c(p, 1, q), include.constant = TRUE, method = c("CSS-ML")) \\ predicted = data.frame(forecast(ARMA2, h = 12))$Point.Forecast \\ mape = 100/length(x) * sum((test-predicted)/test) \\ nums = paste(p, q, sep = ',') \\ data = data.frame(values = c(nums, as.numeric(ARMA$bic), as.numeric(ARMA$loglik), \\ \end{tabular}
```

 $<sup>^{14}</sup> https://www.rug.nl/ggdc/historical development/maddison/releases/maddison-project-database-2020$ 

<sup>&</sup>lt;sup>15</sup>https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL

```
as.numeric(mape), as.numeric(autocorr)))
list = append(list, data.frame(data$values)) } }
this = data.frame(parameters = c('p, q', 'BIC', 'LogLikelihood', 'MAPE', 'p_value'), list)
h = rep('значения', 25)
names(this) = c('parameters', h)
print(this) }
WOW(log(pop$hk))].
```

5. <u>Построение графиков прогноза.</u> Поскольку модели строились на логарифмированных значениях, мы экспонировали их и написали функцию, рисующую графики по исходным значениям. [Пример кода:

```
fun = function(x, y, z)  {
forecast = forecast(x, h = 30)
data = \exp(data.frame(forecast)) \% > \% rownames to column(var = 'ye')
fc1 = data %>% select(ye, Point.Forecast) %>% rename(gdp = Point.Forecast)
fc = data.frame(gdp = y) %>% rownames to column(var = 'ye')
zebros = rep(", length(fc\$gdp))
fc = fc \% > \% rbind.data.frame(fc1)
lowshit95 = cbind(c(zebros, data$Lo.95))
hishit95 = cbind(c(zebros, data$Hi.95))
lowshit80 = cbind(c(zebros, data$Lo.80))
hishit80 = cbind(c(zebros, data$Hi.80))
mid = data.frame(gdp = cbind(c(zebros, fc1$gdp))) \%>\% rownames to column(var = cbind(c(zebros, fc1$gdp)))
'ye')
fc = fc \% > \% mutate(low95 = lowshit95, hi95 = hishit95, low80 = lowshit80, hi80 = hishit80)
plot(fc$ye, fc$gdp, type = 'l', main = z, xlab = "observation number ylab = "GDP")
lines(fc\$low95, type = 'l', col = 'CEBBDA', lty = 2)
lines(fc$hi95, type = 'l', col = 'CEBBDA', lty = 2)
lines(fc\$low80, type = 'l', col = 'CEBBDA')
lines(fc$hi80, type = 'l', col = 'CEBBDA')
lines(mid\$gdp, col = '\#9B00FF') 
fun(ARMA hk, gdp$hk, 'Hong Kong') ].
```

По оси ОХ - номера наблюдений (где 1 - это 1961 год), по оси ОУ - значения прогнозируемой переменной в реальных величинах. Черная линия показывает известные значения, темно-фиолетовая - прогноз. Полупрозрачная фиолетовая сплошная линия показывает 80%-ый доверительный интервал. Полупрозрачная фиолетовая пунктирная линия показывает 95%-ый доверительный интервал.

6. <u>Проверка наличия ARCH эффекта.</u> Используем тест Льюнга-Бокса для определения автокорреляции квадратов остатков в построенных ранее моделях. [Пример кода: Box.test(residuals(ARMA\_hk)², lag =  $\log(60)$ , type = c("Ljung-Box"), fitdf = 2)].

```
7. Проверка данных на разрывы. [Пример кода:
  h = diff(log(gdp\$hk), differences = 2)
  h 11 = c(0, h[1:length(h) - 1])
  h l2 = c(0, c[1:length(h l1) - 1])
  Далее были проведены:
  sup-F тест [Пример кода: stat = Fstats(h \sim h l1 + h l2, from = 0.1, to = NULL),
  sctest(stat, type = 'supF')],
  тест OLS-CUSUM [Пример кода: stat = efp(h \sim h l1 + h l2, type = 'OLS-CUSUM'),
  sctest(stat, functional = NULL)],
  тест OLS-MOSUM [Пример кода: stat = efp(h \sim h \, l1 + h \, l2, type = 'OLS-MOSUM', h
  = 0.5), sctest(stat, functional = NULL)],
  тест Rec-CUSUM [Пример кода: stat = efp(h \sim h_l1 + h_l2, type = 'Rec-CUSUM'),
  sctest(stat, functional = NULL),
  тест Rec-MOSUM [Пример кода: stat = efp(h \sim h 11 + h 12, type = 'Rec-MOSUM', h=
  0.5), sctest(stat, functional = NULL)],
  тест RE [Пример кода: stat = efp(h \sim h 11, type = 'RE', h = 0.5), sctest(stat)],
  тест ME [Пример кода: stat = efp(h \sim h_ll, type = 'ME', h = 0.5), sctest(stat)],
  тест Bai-Perron [Пример кода: stat = breakpoints(h \sim h l1 + h l2), summary(stat) -
  решение принималось на основе минимального критерия ВІС].
8. Построение графиков с учетом разрывов. Для этого также была написана функция,
  переводящая логарифмы в изначальные значения. Пример кода:
  fun SB = function(b1, x, y, z)  {
  h = 61
  forecast = forecast(x, h = 30)
  data = exp(data.frame(forecast)) \% > \% rownames to column(var = 'ye')
  data\$ye = seq(from = length(y)+1, to = length(y)+h, by = 1)
  fc = data.frame(gdp = y)\% > \% rownames to <math>column(var = 'ye')
  fc1 = data %>% select(ye, Point.Forecast) %>% rename(gdp = Point.Forecast)
  zebros = rep(", length(fc\$gdp))
  fc = fc \% > \% rbind.data.frame(fc1)
  lowshit = cbind(c(zebros, data$Lo.95))
  hishit = cbind(c(zebros, data$Hi.95))
  lowshitt = cbind(c(zebros, data$Lo.80))
  hishitt = cbind(c(zebros, data$Hi.80))
  mid = data.frame(gdp = cbind(c(zebros, fc1\$gdp))) \%>\% rownames to column(var = cbind(c(zebros, fc1\$gdp)))
  'ye')
  fc = fc %>% mutate(low95 = lowshit, hi95 = hishit, low80 = lowshitt, hi80 = hishitt)
  plot(fc$ye, fc$gdp, type = 'l', main = str c(z, 'with SB'), xlab = "observation number ylab
  = "GDP")
  lines(fc$ye, fc$low95, type = 'l', col = '#ADBCD0', lty = 2)
```

```
lines(fc$ye, fc$hi95, type = 'l', col = '#ADBCD0', lty = 2) lines(fc$ye, fc$low80, type = 'l', col = '#ADBCD0') lines(fc$ye, fc$hi80, type = 'l', col = '#ADBCD0') lines(mid$ye, mid$gdp, col = '#006DFF') abline(v = b1, col = "red lty = 1) } fun SB(35, ARMA k, gdp$hk, 'Hong Kong')].
```

35 - это номер разрыва, найденный с помощью теста. ARMA\_k - модель, построенная на (предварительно проверенных на стационарность) данных после разрыва. gdp\$hk - исходный ряд. На графике по оси ОХ - номера наблюдений (где 1 - это 1961 год), по оси ОУ - значения прогнозируемой переменной в реальных величинах. Черная линия показывает известные значения, темно-синяя - прогноз. Полупрозрачная синяя сплошная линия показывает 80%-ый доверительный интервал. Полупрозрачная синяя пунктирная линия показывает 95%-ый доверительный интервал. Вертикальная красная линия показывает место последнего обнаруженного разрыва.

- 9. <u>Проверка на коинтеграцию.</u> [Пример кода: df = data.frame(hong, japan, korea, thail) sjd.vecm = ca.jo(df, ecdet = 'const', type = 'eigen', K = 2, spec = 'transitory', season = NULL)]. Был использован тест Йохансена, поскольку переменных больше двух, а значит, упрощенный тест может давать ошибки.
- 10. Тест Гренджера. С помощью теста причинности Гренджера выявляем каузальные связи между переменными. [Пример кода: ccf(japan, korea, lag.max = 15, type = c('correlation'), plot = TRUE); grangertest(japan, korea, order = 15)].
- 11. Построение моделей коинтеграции. Строим модели коинтеграции для всех коинтегрированных стран на основе иерархий связей переменных. Модели коинтегрированных стран представляют собой линейную комбинацию моделей на первой разности. [Пример кода: new\_ARMA\_ja = Arima(log(gdp\$ja), c(2,1,0), include.constant = TRUE, method = c("CSS-ML"))

```
Box.test(residuals(new_ARMA_ja), lag = log(60), type = c("Ljung-Box"), fitdf = 2) new_forecast_ARMA_ja = forecast(new_ARMA_ja, h = 30)] japan_cult = lm(japan ~ korea + hong) japan_model_GDP = exp(data.frame(new_forecast_ARMA_hk) * summary(japan_cult)$coefficients[3,1] + data.frame(new_forecast_ARMA_ko) * summary(japan_cult)$coefficients[2,1] + summary(japan_cult)$coefficients[1,1]), где первый коэффициент - влияние Гонконга, второй коэффициент - влияние Южной Кореи, третий коэффициент - константа.
```

12. Построение графиков прогнозов многомерных моделей. Применяем аналогичную функцию, которая была использована для построения графиков выше. [Пример кода: fun = function(x, y, z) data = x %>% rownames\_to\_column(var = 'ye') fc1 = data %>% select(ye, Point.Forecast) %>% rename(gdp = Point.Forecast)

```
fc = data.frame(gdp = y) \% > \% rownames to column(var = 'ye')
   zebros = rep(", length(fc\$gdp))
   fc = fc \% > \% rbind.data.frame(fc1)
   lowshit = cbind(c(zebros, data$Lo.95))
   hishit = cbind(c(zebros, data$Hi.95))
   lowshitt = cbind(c(zebros, data$Lo.80))
   hishitt = cbind(c(zebros, data$Hi.80))
   mid = data.frame(gdp = cbind(c(zebros, fc1$gdp))) %>% rownames to column(var =
   'ye')
   fc = fc %>% mutate(low95 = lowshit, hi95 = hishit, low80 = lowshitt, hi80 = hishitt)
   plot(fc$ye, fc$gdp, type = 'l', main = str c('Multiplicative ', z), xlab = "observation
   number ylab = "GDP")
   lines(fc\$low95, type = 'l', col = '\#B89D97', lty = 2)
   lines(fc hi95, type = 'l', col = '#B89D97', lty = 2)
   lines(fc\$low80, type = 'l', col = '#B89D97')
   lines(fc$hi80, type = 'l', col = '#B89D97')
   lines(mid\$gdp, col = '\#A2402A')
   fun(japan model GDP, gdp$ja, 'Japan')
   fun(korea model GDP, gdp$ko, 'South Korea')
   fun(hong model GDP, gdp$hk, 'Hong Kong')].
13. Построение моделей VAR. Для некоинтегрированных переменных строим модели VAR
   и сравниваем их с моделями ARMA. Сначала проводим тесты Грэнджера для рассмот-
   рения причинно-следственных связей. Пример кода:
   ccf(hong, japan, lag.max = 15, type = c('correlation'), plot = TRUE, main = ")
   CJ = data.frame('japan' = grangertest(hong, japan, order = 11)[,"Pr(>F)"]) \%>\% na.omit
   JC = data.frame('hongkong' = grangertest(japan, hong, order = 15)[,"Pr(>F)"]) %>%
   na.omit].
   Затем строим VAR. Проверяем на авто- и кросс-корреляцию остатков с помощью те-
   стов Hosking и LiMcLeod. [Пример кода:
   indon = diff(log(gdp\$ind), differences = 2)
   thail = diff(log(gdp\$th), differences = 2)
   japan = diff(log(gdp$ja), differences = 2)
   df = data.frame(thail, japan)
   VARselect(df, lag.max = 32, type = 'const')
   var = VAR(df, p = 13, type = 'const')
   model = ARMA th
   Hosking(var, lags = 1.5*13)
   LiMcLeod(var, lags = 1.5*13)].
   Далее сравниваем получившиеся модели с ARMA. [Пример кода:
```

```
n = length(coef(model)) - 1
x = var$p - n + 1
rss = sum(model$residuals[x : length$(residuals(model))]²)
R2 = 1 - rss/sum((thail[x:length(thail)]-mean(thail[x:length$(thail)]))²)
adjR2 = 1 - (1-R2)*(length(residuals(model))-1)/(length(residuals(model))-n-1-1)
n1 = var$varresult$thail$rank - 1
ess1 = sum(var$varresult$thail$residuals²)
Fstat = ((rss-ess1)/(n1-n))/(ess1/(length(thail)-2*n1-1))
pf(Fstat, n1-n, length(thail)-2*n1-1, lower.tail=F)].
Оцениваем р-value: если оно больше критического на 5%-ом уровне значения, делали вывод, что модель ARMA лучше.
```

- 14. <u>Выбор наилучшей модели.</u> С учетом всех результатов проведенного анализа, для каждой страны выбираем наилучшую модель, по которой прогнозируем значения.
- 15. Построение графиков сравнения прогнозных моделей ВВП. Получаем новую модель ВВП путем перемножения ВВП на душу населения и численности населения. Наносим ее на график вместе с наилучшей моделью ВВП. [Пример кода: JAPAN = exp(data.frame(forecast ARMA j))\*japan model JAPAN original = japan model GDP damn = function(x, y, k, z, lim)data = x % > % rownames to column(var = 'ye')h = 30data\$ye = seq(from = length(y)+1, to = length(y)+h, by = 1)fc1 = data %>% dplyr:: select(ye, Point.Forecast) %>% rename(cap = Point.Forecast) fc = data.frame(cap = y) %>% rownames to column(var = 've')zebros = rep(", length(fc\$cap))fc = fc % > % rbind.data.frame(fc1)lowshit = cbind(c(zebros, data\$Lo.95))hishit = cbind(c(zebros, data\$Hi.95))lowshitt = cbind(c(zebros, data\$Lo.80))hishitt = cbind(c(zebros, data\$Hi.80))mid = data.frame(cap = cbind(c(zebros, fc1\$cap))) % > % rownames to column(var = 'ye')mid original = data.frame(gdp = cbind(c(zebros, k\$Point.Forecast))) %>% rownames to column (var = 'ye')fc = fc %>% mutate(low95 = lowshit, hi95 = hishit, low80 = lowshitt, hi80 = hishitt) plot(fc\$ye, fc\$cap, type = 'l', main = str c('GDP comparison', z), xlab = "observation number ylab = "GDP ylim = c(0, lim)) lines(fc\$low95, type = 'l', col = 'd5beca', lty = 2)

lines(fc hi95, type = 'l', col = 'd5beca', lty = 2)

lines(fc\$low80, type = 'l', col = 'd5beca')

```
lines(fc\$hi80, type = 'l', col = 'd5beca') \\ lines(mid\$cap, col = 'ff0093', lwd = 2) \\ lines(mid\_original\$gdp, col = '93496f', lwd = 2) \\ daamn(JAPAN, gdp\$ja, JAPAN\_original, 'Japan', 1000000000000)].
```

16. Интерпретаця результатов. Выводы.