



НАЦИОНАЛЬНЫЙ БАНК КАЗАХСТАНА

# Прогнозирование цен на нефть

Департамент денежно-кредитной политики  
Экономическое исследование №2024-6

Кулкаева А., Тайбекова А., Орлов К.

Экономические исследования и аналитические записки Национального Банка Республики Казахстан (далее – НБРК) предназначены для распространения результатов исследований НБРК, а также других научно-исследовательских работ сотрудников НБРК. Экономические исследования распространяются для стимулирования дискуссий. Мнения, высказанные в документе, выражают личную позицию авторов и могут не совпадать с официальной позицией НБРК.

Прогнозирование цен на нефть.

**NBRK – WP – 2024 – 6**

© Национальный Банк Республики Казахстан

Любое воспроизводство представленных материалов допускается только с разрешения авторов

## Прогнозирование цен на нефть

Кулкаева Алтын<sup>1</sup>  
Тайбекова Аида<sup>2</sup>  
Орлов Константин<sup>3</sup>

### Аннотация

В данной работе предложено несколько эконометрических моделей по прогнозированию цены на нефть. В результате разработанные модели показали разные прогнозные качества в зависимости от горизонта. На краткосрочном периоде прогнозирования хорошие прогностические свойства показала модель авторегрессии и скользящего среднего и векторной авторегрессии с 5 лагами, а на среднесрочном – модель векторной авторегрессии с 13 лагами. Комбинирование вышеуказанных моделей продемонстрировало превосходство индивидуальных моделей на коротком отрезке времени (от 8 до 13 месяцев). В целом, рекомендовано использовать данные модели в качестве дополнительного инструмента в рамках выработки сценариев по мировой цене на нефть.

*Ключевые слова: нефть, прогнозирование, комбинирование, центральный банк*

*JEL-классификация: E32, E37, E59, Q43*

---

<sup>1</sup> Кулкаева Алтын – главный специалист-аналитик управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики Национального Банка Республики Казахстан. E-mail: [Altyn.Kulkaeva@nationalbank.kz](mailto:Altyn.Kulkaeva@nationalbank.kz)

<sup>2</sup> Тайбекова Аида – главный специалист-аналитик управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики Национального Банка Республики Казахстан E-mail: [Aida.Taibekova@nationalbank.kz](mailto:Aida.Taibekova@nationalbank.kz)

<sup>3</sup> Орлов Константин – заместитель начальника управления макроэкономических исследований и прогнозирования Департамента денежно-кредитной политики Национального Банка Республики Казахстан E-mail: [Konstantin.Orlov@nationalbank.kz](mailto:Konstantin.Orlov@nationalbank.kz)

**СОДЕРЖАНИЕ**

1. ВВЕДЕНИЕ.....	5
2. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ.....	7
3. ДАННЫЕ .....	9
4. МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ.....	11
5. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ.....	13
6. КОМБИНИРОВАНИЕ ПРОГНОЗОВ .....	17
7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	20
8. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	21

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В современном мире нефть остается одним из ведущих источников энергии. Колебание ее цены может иметь как позитивное, так и негативное влияние на отдельные страны или мировую экономику в целом. С экономической точки зрения, резкое усиление волатильности на рынке нефти может привести к изменению макроэкономических показателей, как в странах-экспортерах, так и в странах-импортерах нефти. В таких условиях прогнозирование цены на нефть является одним из эффективных решений. Хотя до сих пор прогнозирование цен на нефть остается сложной задачей из-за воздействия на ее динамику множества факторов, включая геополитические события, изменения в спросе и предложении нефти, природные и климатические изменения и т.д.

В текущей практике Национального Банка в рамках системы прогнозирования и анализа (FPAS) применяется сценарный подход, предполагающий разработку основного (базовый) и двух альтернативных сценариев по цене на нефть (оптимистичный и пессимистичный). В свою очередь, сценарии формируются экспертным путем исходя из анализа текущей и будущей ситуации на мировом рынке нефти, а также с учетом прогнозов международных организаций (Consensus Ecs., EIA, МВФ, ОПЕК, МЭА и прочих). После утверждения Комитетом по денежно-кредитной политике сценарии по нефти используются при построении кратко- и среднесрочных прогнозов по инфляции, ВВП и прочих макроэкономических показателей (Схема 1).

Схема 1. Система прогнозирования и анализа в Национальном Банке Республики Казахстан



Вместе с тем использование прогнозов международных организаций по цене на нефть сопряжено с некоторыми сложностями. Во-первых, международные организации публикуют свои прогнозы в периодичности, не всегда совпадающей с той, которая необходима при подготовке сценариев по нефти. Во-вторых, принимая во внимание высокую волатильность цен на нефть, текущие факторы могут быть неучтенными в публикуемых международными организациями прогнозах. В-третьих, предпосылки этих прогнозов зачастую неизвестны, что может несколько исказить общую макроэкономическую картину.

В данном исследовании были построены прогнозы цены на нефть марки Brent на горизонте до двух лет (24 месяца). Основная цель работы – сравнить точность различных методов прогнозирования и выявить наиболее оптимальную модель для прогнозирования цены на нефть.

Для реализации поставленной цели были построены несколько эконометрических моделей и комбинированные прогнозы. Модели были выбраны на основе их широкого применения в эконометрическом анализе и их способности учитывать различные факторы, влияющие на цену нефти. В рамках анализа был выбран ряд моделей: модели случайного блуждания, модель авторегрессии и скользящего среднего, векторной авторегрессии и фьючерсы.

Результаты показали, что модель авторегрессии и скользящего среднего имеет лучшие прогностические свойства только на краткосрочной перспективе (до 1 месяца). На остальном периоде лучшие прогностические качества демонстрирует модель векторной авторегрессии. При этом на более краткосрочном горизонте лучшие результаты показала модель векторной авторегрессии с 5 лагами, а на более среднесрочном – с 13 лагами. Применение условного прогнозирования позволило улучшить результаты модели векторной авторегрессии с 5 лагами с 6 по 13 месяцы.

Также проведено сравнение прогнозов по этим моделям с прогнозами международных организаций (квартальными). Так, на горизонте 1 квартала в среднем низкая ошибка прогноза наблюдалась у Consensus Ecs., а также у EIA и фьючерсов, а в последующие 7 кварталов – у модели векторной авторегрессии с 5 лагами и 13 лагами. Однако после исключения одной фиктивной переменной (март 2020 года), прогностические свойства модели векторной авторегрессии с 5 лагами резко ухудшилась, модель с 13 лагами в целом сохранила качество прогнозов.

Комбинированная модель превзошла результаты индивидуальных моделей на отдельном отрезке времени (от 8 до 13 месяцев).

По результатам проведенной работы рекомендуется в качестве аналитического инструмента использовать комплекс моделей с наилучшим результатом на каждом горизонте прогнозирования.

## 2. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Прогнозирование цен на нефть получило большую популярность после мирового финансового кризиса и включает в себя различные методы. Основными источниками прогнозов для центральных банков являются Международный валютный фонд (МВФ), Consensus Economics, Управление энергетической информации США (EIA – US Energy Information Administration) и другие международные организации, которые в целом используют опросные, эконометрические, финансовые, фундаментальные либо комбинированные механизмы прогнозирования. В отдельных центральных банках дополнительно используют собственные прогнозы (Россия, Азербайджан).

МВФ использует для годовых прогнозов фьючерсные рынки и публикует прогнозы по цене на нефть в своих отчетах World Economic Outlook. Прогноз Consensus Economics представляет собой среднее значение мнений различных коммерческих банков и инвестиционных домов. EIA представляет месячные прогнозы спотовой цены на нефть марки Brent.

EIA использует 3 источника для прогноза:

1. Комбинированная модель, в которой финальный прогноз формируется как среднее прогнозов пяти различных моделей:

1) модель векторной авторегрессии VAR (добыча нефти, дефлированная на ИПЦ США стоимость приобретения нефтеперерабатывающими предприятиями США импортированной сырой нефти, изменение мировых запасов нефти);

2) модель, основанная на спреде между фьючерсными и спотовыми ценами;

3) модель, использующая цены на другие виды сырья, кроме нефти;

4) модель с изменяющимся во времени параметром, отражающая соотношение между (а) спредами между спотовыми ценами США на бензин и мазут и (b) спотовой ценой на сырую нефть;

5) модель, основанная на кумулятивных изменениях в запасах сырой нефти США;

2. Линейная регрессия, в которой используются собственные прогнозы независимых переменных: месячное изменение запасов нефти США, общие запасы нефти в странах ОЭСР по отношению к средней за предыдущие четыре года для каждого месяца, месячное изменение глобального ВВП;

3. Экспертные суждения, основанные на понимании мирового рынка нефти и прогноза баланса спроса и предложения.

Руководствуясь результатами первых двух моделей, аналитики EIA готовят окончательные прогнозы. Первая методика из пяти отдельных моделей обсуждается в исследовании Baumeister, Kilian, Lee (2014). В частности, работа подтверждает, что комбинирование моделей дает лучшие результаты прогнозирования цен на нефть, чем собственные прогнозы EIA.

В целом, большинство работ в области прогнозирования цен на нефть, колебаний цен на нефть, роли спекуляций на мировых нефтяных рынках и других аспектах рынка нефти принадлежит Лутцу Килиану. Большинство работ исследователей основаны на его работе 2009 года, посвященной определению структурных шоков в цене на нефть.

Разработанные в работе Kilian (2009) модели векторной авторегрессии (VAR) использовались другими исследователями для краткосрочного и среднесрочного прогнозирования реальных цен на нефть. До этого времени специалисты-практики долгое время полагались на фьючерсы. В дальнейшем тема прогнозирования развивалась в его совместных работах Baumeister, Kilian (2011), а также Alquist, Kilian, R.Vigfusson (2013). В частности, они показали, что прогнозы реальных цен на нефть на основе VAR моделей обеспечивают более точные прогнозы по сравнению с фьючерсами или другими моделями.

Другие работы по прогнозированию экспериментировали с различными спецификациями переменных, иным набором переменных, комбинацией моделей. Работа специалистов из ЕЦБ Manescu C., Robays I.V. (2014) продемонстрировала, что комбинированная модель (4 модели: фьючерсы, скорректированные на риск фьючерсы, BVAR, DSGE) показала более точные и устойчивые прогнозы квартальных реальных цен на нефть, чем индивидуальные модели. В работе специалистов МВФ Beckers, Veidas-Strom (2015) использовались такие переменные, как мировое промышленное производство, предложение нефти, запасы, инфляция, обменный курс доллара, торговля, взвешенная по крупным странам-потребителям. В работе использовались такие данные, как индексы мирового и регионального производства, спрос на нефть развитых и развивающихся рынков, предложения в странах ОПЕК и вне ОПЕК. В результате авторы приходят к такому же выводу, что стандартная модель VAR показывает лучшие результаты по сравнению с фьючерсами и случайным блужданием. Комбинирование прогнозов дало лучшие результаты на горизонте от 18 месяцев.

Помимо классических эконометрических подходов анализа временных рядов для прогнозирования цен на нефть в последние годы используются методы машинного обучения (метод опорных векторов, нейронные сети, сети долгой краткосрочной памяти и т.д.) либо их гибридные версии с базовыми моделями. Эти работы <sup>4</sup> показывают превосходство таких моделей в прогнозировании по сравнению с классическими методами. Преимущество нейронных сетей в том, что модель может непрерывно отслеживать нестабильную динамику цен на сырую нефть и моделировать нелинейные и сложные взаимосвязи.

Таким образом, обзор имеющейся литературы дает понять, что даже более точная модель не может давать постоянно хорошие прогнозы.

---

<sup>4</sup> Abdollahi, H., & Ebrahimi, S. B. (2020), Lee Jo Xian и др. (2020), N.Gupta, Sh.Nigam (2020), H.Alrweili and H.Fawzy (2022). K. Zhang (2022).

Некоторые модели могут давать хорошие результаты на краткосрочном периоде, другие – на среднесрочном. В целом авторами отмечается, что прогнозирование цены нефти на основе длинной выборки данных с структурными разрывами остается сложной задачей.

### 3. ДАННЫЕ

В работе были использованы следующие переменные:

Категория	Обозначение	Определение	Единица	Источник
Цена на сырую нефть	brent	цена на марку Brent	долл. США за баррель	EIA
Реальная цена нефти	brent_real	цена на марку Brent, дефлированная на инфляцию в США	долл. США за баррель	EIA
Предложение нефти	oil_prod	мировое производство нефти	млн. баррелей в сутки	EIA
Запасы нефти	stocks	мировые запасы нефти (в странах ОЭСР)	млн. баррелей	EIA
Прокси показатель спроса на нефть	rea <sup>5</sup>	индекс глобальной реальной экономической активности	разрыв от тренда	Федеральный банк Далласа
Макрофакторы	cri_accum	инфляция в США	индекс потребительских цен	Бюро статистики труда США
Финансовые	futures	фьючерсы	долл. США за баррель	Refinitiv (Thomson Reuters)

Использовались месячные данные с января 2003 года по декабрь 2023 года (252 месяца), поскольку данные по запасам сырой нефти доступны только с этого периода. В более раннем периоде данные по запасам нефти доступны только в агрегированном виде. В целом данные по запасам нефти от EIA содержат запасы в странах ОЭСР (около половины мировых запасов).

Данные по нефти марки Brent были выбраны, поскольку Brent является эталонной маркой, которая чаще принимается в качестве мирового ориентира

---

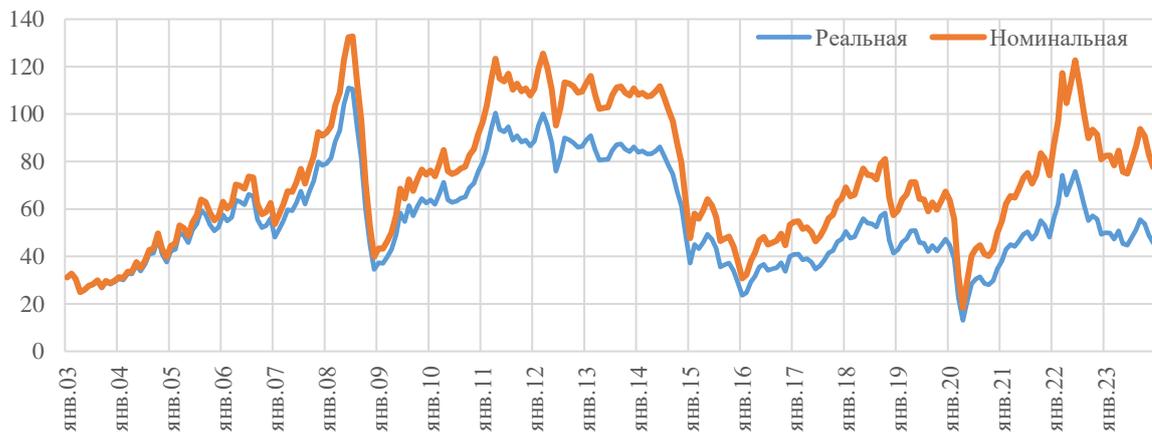
<sup>5</sup> Индекс глобальной реальной экономической активности на рынках промышленных товаров, предложенный Kilian (2009), с корректировкой, обсуждаемой в Kilian (2019). Этот индекс делового цикла выражается в процентных отклонениях от тренда. Он рассчитывается на основе глобальных тарифов на перевозки сухих грузов, выраженных в долларах США, и может рассматриваться как показатель объема перевозок на мировых рынках промышленных товаров. Этот индекс обновляется ежемесячно.

и является основой для разработки сценарных прогнозов макроэкономических показателей. Стоит отметить, что Kilian (2020) рекомендовал использовать для мирового рынка нефти стоимость приобретения нефтеперерабатывающими предприятиями США импортируемой сырой нефти в качестве приблизительного показателя глобальной цены на сырую нефть. Он не использовал Brent, поскольку исторический ряд существует с середины 1980-х годов (в его работе данные по стоимости нефти с 1973 года). Отдельные авторы все же прогнозируют Brent по вышперечисленным причинам.

Месячные данные используются, поскольку важна именно месячная траектория цены на нефть для последующего их использования при разработке краткосрочных прогнозов макропоказателей в Национальном Банке.

Для целей прогнозирования номинальная цена на нефть марки Brent была переведена в реальное выражение с помощью инфляции в США (график 1).

**График 1. Цена на нефть марки Brent**



Источники: EIA, US Bureau of Labor Statistics, расчеты авторов

Примечание: Реальной ценой на нефть является номинальная стоимость Brent, дефлированная на базисный индекс US CPI (база = декабрь 2002 года).

Все переменные были приведены в стационарный вид посредством логарифмирования, за исключением индекса Килиана. Переменная индекса Килиана является изначально стационарной по типу построения, поскольку это разрыв от тренда.

Переменные цены на нефть, запасы и производство нефти отражены в темпах роста (в первой разности логарифмов). Эти переменные по результатам теста на единичный корень показали стационарность на первой разности при 5% уровне значимости. При этом, цена на нефть в уровне оказалась стационарной при 10% уровне значимости (тест Дики-Фуллера показал нестационарность переменной цены на нефть в уровне при 5% уровне значимости ( $p\text{-value}=0,0592$ ) и стационарность в первой разности ( $p\text{-value}=0,000$ )).

Среди прикладных исследователей постоянно возникает вопрос о том, следует ли отражать реальные цены на нефть в моделях рынка нефти в логарифмических показателях или в темпах роста. Данные из литературы по

прогнозированию реальных цен на нефть, зачастую говорят о том, что авторегрессионные модели в логарифмических уровнях, как правило, более точны по сравнению с моделями в темпах роста.

Однако в нашем случае, модель с переменной нефти в логарифмах и темпах роста дает разные прогнозы, поэтому окончательная спецификация переменной зависела от конкретной модели.

Сезонность в переменных не была обнаружена, поэтому они не были сезонно скорректированы.

Все расчеты в данной работе производились с помощью эконометрического пакета Eviews.

## 4. МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

### Random walk, ARMA

В качестве базовых моделей-бенчмарков, с которыми удобно сравнивать результаты прогнозирования других моделей, были выбраны модель авторегрессии и скользящего среднего (ARMA) и модель случайного блуждания (Random walk).

В ходе построения моделей использование реальной цены на нефть в первой разности существенно ухудшило прогноз, тогда как использование логарифмов имело противоположный эффект. Учитывая это, а также результаты автоматической подборки авторегрессионной модели было принято решение использовать натуральный логарифм.

Подбор оптимальной модели ARMA проводился через функцию `auto.arima()`. В результате автоматического подсчета 169 моделей, наиболее оптимальной была выбрана модель ARMA с параметрами (5,2). Для сравнения также была построена модель ARMA с параметрами (1,1). В работе Benjamin Beckers (2015) в качестве бенчмарка была выбрана такая же модель.

Обе модели при их оценке на тестовой части выборки (с января 2021 года по декабрь 2023 года) показали хорошие прогностические свойства. Среднеквадратическая ошибка по ARMA(1,1) составила 12,38, по ARMA(5,2) — 13,12. В сравнении с фактическими значениями цены на нефть ARMA(5,2) почти весь прогнозный горизонт улавливала все точки роста и падения цены, тогда как ARMA(1,1) отражала только общий тренд.

Модель случайного блуждания (RW) предполагает, что прогнозируемая цена нефти в будущем будет равна ее текущей стоимости ( $\hat{y} = y_{t-1}$ ). В данной работе мы использовали модель случайного блуждания без смещения.

### Фьючерсы

В соответствии с этим подходом прогноз цены на нефть на период  $h$  представляет собой цену фьючерсного контракта на нефть с погашением на определенную дату. Фьючерсные контракты – это финансовые инструменты, которые позволяют трейдерам фиксировать сегодня цену, по которой можно

купить или продать определенное количество товара в заранее определенную дату в будущем.

Многие центральные банки и международные организации используют этот подход, поскольку это простой и удобный инструмент, который может дать информацию о рыночных ожиданиях. При этом цены на фьючерсы не равны ожидаемой цене на нефть, они могут отклоняться от спотовой цены из-за компонента риск-премии.

### **Модель векторной авторегрессии (VAR)**

В общем виде модель представлена следующим образом:

$$y_t = \sum_{j=1}^p A_j \cdot y_{t-j} + B_t x_t + C d_t + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где  $y_t$  –  $k$ -мерный вектор эндогенных переменных,  $x_t$  – вектор экзогенных переменных,  $d_t$  – вектор фиктивных переменных,  $A_j, \dots, A_p, B_t, C$  – матрицы коэффициентов, которые подлежат оцениванию,  $\varepsilon_t$  – вектор остатков.

Подход к разработке модели был основан на исследовании Baumeister, Kilian (2014). В оригинальной работе используется структурная VAR из четырех переменных, чтобы определить шоки спроса, предложения, а также спекулятивного шока. Вместе с тем, такая модель в стандартном виде также может использоваться для прогнозирования. Для построения модели использовались 4 переменные – реальная цена на нефть марки Brent, мировое производство, запасы нефти и индекс реальной глобальной экономической активности.

Для отражения кризисных моментов в ценах на нефть была введена фиктивная переменная, принимающая значение 1 в ноябре 2008 года (мировой финансовый кризис) и марте 2020 года (пандемия). Добавление фиктивной переменной улучшило прогнозные качества модели векторной авторегрессии.

При определении оптимального лага тесты информационного критерия Акаике (AIC) показали лаг значимый на уровне 13 в модели, использующей темпы, и 5-й в модели, использующей логарифмы. В этой связи, были выбраны две модели: VAR5 с логарифмом цен нефти и с включением фиктивной переменной, VAR13 в темпах роста цен на нефть (dlog) с включением фиктивной переменной.

В работе Kilian, Baumeister было использовано 12 лагов. Сами авторы, отмечали, что модели с короткими лагами не могут охватить медленные циклы снижения, будут недооценивать важность шоковых потрясений спроса. В этой связи рекомендовалось ориентироваться на более длинные лаги.

### **Векторные авторегрессионные модели на основе байесовского подхода (BVAR)**

Для решения проблемы сверхпараметризации или «проклятия размерности» в данном исследовании была применена байесовская векторная авторегрессия (BVAR). В целях «сжатия» параметров модели применялось априорное распределение Миннесоты, предложенное Litterman (1986) и Doan

et al. (1984). Учитывая, что все используемые переменные являются стационарными, параметр  $\mu$  был принят равным нулю. Оставшиеся гиперпараметры по результатам поиска оптимальных значений были приняты в следующих значениях:  $\lambda_1=10$ ,  $\lambda_2 = 0.3$ ,  $\lambda_3=0.1$ . Количество лагов сохранено аналогично векторной авторегрессии – 13 лагов. Однако в сравнении с моделью векторной авторегрессии экзогенный параметр фиктивной переменной был исключен в связи с ухудшением прогностической силы модели.

Исходя из полученных результатов, динамика среднеквадратичных ошибок почти на всем прогнозном горизонте оказалась схожей с результатами VAR. В этой связи в дальнейшем не использовалась.

## 5. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

### Оценка прогнозных свойств индивидуальных моделей

Чтобы лучше проиллюстрировать изменение эффективности прогноза во времени, мы используем метод скользящего окна вместо рекурсивного подхода, который менее четко отражал бы нестабильность точности прогноза.

Внутри каждой модели после оценки ее параметров на скользящей выборке совершались прогнозы от 1 до 24 месяцев<sup>6</sup>, и рассчитывались ошибки прогноза. Первый прогноз был получен для периода январь 2018 года - декабрь 2019 года, затем скользящее окно для оценки модели в 180 месяцев сдвигалось на 1 месяц вперед, и вновь совершался прогноз на следующие 24 месяца. Таким образом, прогнозные качества моделей оценивались по 72 скользящим выборкам, и для каждого прогнозного месяца рассчитывался корень среднеквадратической ошибки RMSE модели по всем скользящим выборкам. В таблице 1 представлены среднеквадратические ошибки для всех оцененных моделей на 24 месяца.

**Таблица 1. Корень среднеквадратической ошибки прогноза(RMSE) для различных моделей по отношению к RW**

Месяц Модель	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ARMA(1,1)	<b>0.97</b>	0.99	1.00	0.99	0.98	0.98	0.98	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95
ARMA(5,2)	2.00	1.27	1.17	1.06	0.98	1.17	1.10	1.09	1.01	0.95	1.00	0.97
VAR5	0.99	<b>0.98</b>	<b>0.88</b>	<b>0.81</b>	<b>0.75</b>	<b>0.76</b>	<b>0.79</b>	<b>0.81</b>	<b>0.81</b>	<b>0.83</b>	<b>0.84</b>	0.86
VAR13	1.20	1.10	1.00	0.94	0.90	0.93	0.96	0.96	0.94	0.91	0.87	<b>0.85</b>
Futures	1.77	2.18	2.31	2.39	2.36	2.30	2.29	2.24	2.18	2.14	2.12	2.13

Месяц Модель	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
ARMA (1,1)	0.94	0.94	0.93	0.93	0.92	0.93	0.93	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92
ARMA(5,2)	0.96	0.94	0.93	0.98	0.94	0.93	0.92	0.92	0.93	0.92	0.91	0.91
VAR5	0.86	0.88	0.89	0.89	0.91	0.92	0.92	0.92	0.93	0.93	0.91	0.91
VAR13	<b>0.80</b>	<b>0.77</b>	<b>0.71</b>	<b>0.63</b>	<b>0.59</b>	<b>0.56</b>	<b>0.55</b>	<b>0.52</b>	<b>0.56</b>	<b>0.62</b>	<b>0.66</b>	<b>0.68</b>

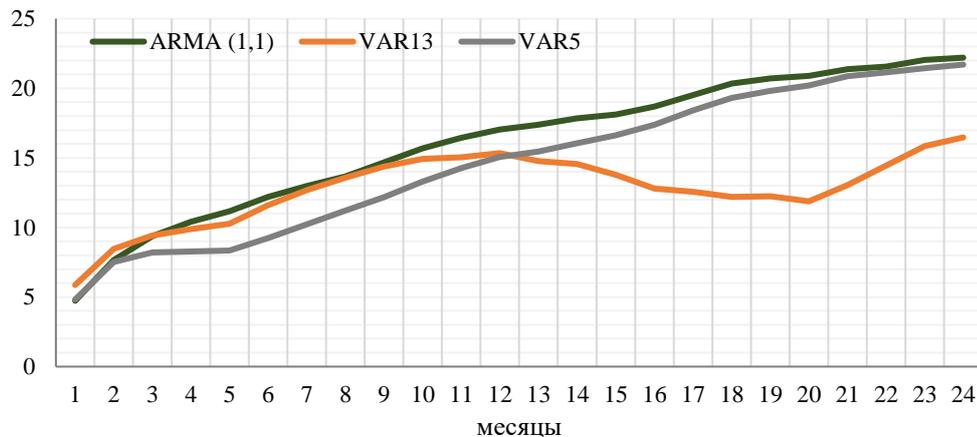
<sup>6</sup> В случае отсутствия фактических данных для сравнения с прогнозом горизонт очевидным образом сокращался.

Futures 2.13 2.12 2.11 2.08 2.05 2.03 2.05 2.05 2.03 2.02 2.00 1.98

Примечание: В таблице значение среднеквадратической ошибки меньше единицы говорит о том, что данная модель превосходит результаты Random walk в указанном периоде. Выделенные жирным шрифтом значения указывают о превосходстве модели в сравнении с остальными представленными моделями

Согласно полученным результатам, на одномесечном горизонте относительная ошибка прогноза является наименьшей для ARMA(1,1). Начиная со второго месяца и почти до года, хорошие прогностические свойства продемонстрировала VAR5. На более позднем периоде, а именно с 12 месяца и до конца прогностного горизонта, наиболее оптимальной стала модель VAR13 (график 2).

**График 2. Динамика среднеквадратичных ошибок моделей с лучшими прогностическими свойствами**



Источник: расчеты авторов

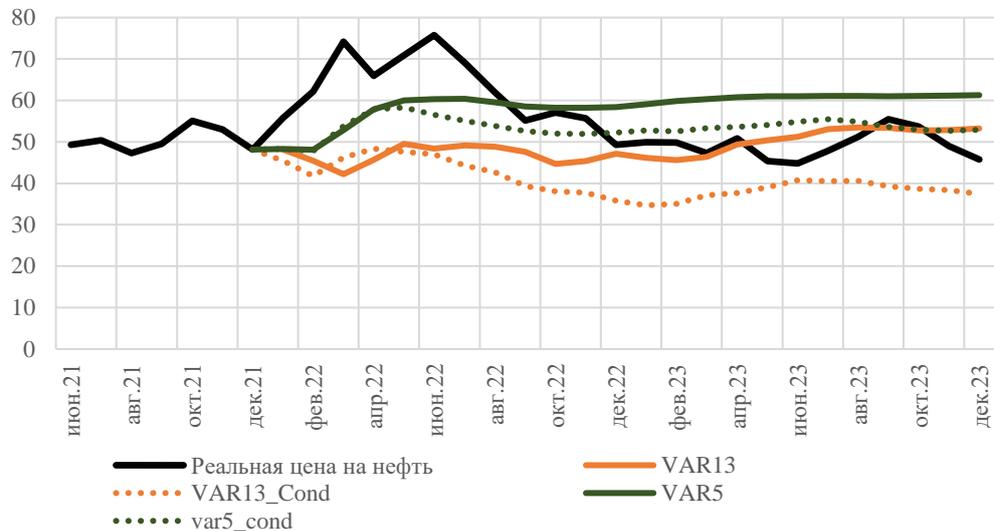
### Условное прогнозирование

В целях улучшения качества векторных авторегрессионных моделей были рассчитаны условные прогнозы. Условное прогнозирование – это сценарный прогноз, где закладывается будущая траектория отдельных переменных. Этим оно отличается от безусловного прогноза, где допущения об этой траектории не делаются.

В моделях VAR5 и VAR13 использовались прогнозы по производству и запасам нефти от EIA. Условный прогноз рассчитывался на выборке 2003-2021 годов, вневыборочный прогноз проводился на 2022-2023 годы.

Результаты оценки показали (график 3), что условный прогноз по модели VAR13 не показал лучшие результаты по сравнению с безусловным прогнозом по этой же модели (RMSE 16.7 против RMSE 12.9, в среднем на всем прогностном горизонте). При этом, условный прогноз по модели VAR5 был лучше исходной модели (RMSE 9.1 против RMSE 11.2).

**График 3. Сравнение условных и безусловных прогнозов реальной цены на нефть на 2022-2023 годы**



Источник: EIA, расчеты авторов

Для оценки устойчивости моделей мы решили проверить условные прогнозы по ним на всех скользящих выборках. Вместе с тем, EIA каждый месяц дает прогнозы, которые ограничены декабрем следующего года (т.е. начиная с января, каждый месяц прогнозные значения сокращаются на один месяц, в декабре текущего года доступны прогнозы с декабря по декабрь следующего года). В этой связи, прогнозный горизонт был сокращен до 13 месяцев и проверить удалось только модель VAR5 (таблица 2). Условный прогноз по данной модели был улучшен на горизонте с 6-го по 13-е месяцы.

**Таблица 2. Корень среднеквадратической ошибки прогноза(RMSE) по условному и безусловному прогнозам по отношению к RW**

Месяцы Модель	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
VAR5	0.99	<b>0.98</b>	<b>0.88</b>	<b>0.81</b>	<b>0.75</b>	0.76	0.79	0.81	0.81	0.83	0.84	0.86	0.86
VAR5_cond	0.99	1.00	0.91	0.83	0.77	<b>0.75</b>	<b>0.75</b>	<b>0.76</b>	<b>0.76</b>	<b>0.77</b>	<b>0.77</b>	<b>0.78</b>	<b>0.79</b>

Примечание: В таблице значение среднеквадратической ошибки меньше единицы говорит о том, что данная модель превосходит результаты модели случайного блуждания в указанном периоде. Выделенные жирным шрифтом значения указывают на превосходство модели в сравнении с остальными представленными моделями

### Оценка прогнозов моделей и международных организаций

Для оценки прогнозного качества рассматриваемые выше модели были сопоставлены с фактической динамикой цен на нефть и прогнозами Consensus Ecs. и EIA.

Учитывая, что Consensus Ecs. публикует квартальные прогнозы, месячные прогнозы моделей VAR5, VAR13, а также оценки от EIA и по фьючерсам были переведены в квартальный вид (в среднем за квартал). Кроме того, учитывая ограниченность прогнозного ряда от EIA (упомянуто в

предыдущем разделе), оценки EIA сравнивались на горизонте до 4-х кварталов.

Сравнение прогнозных оценок проводилось на горизонте 8 и 4 кварталов с 1 квартала 2018 года по 4 квартал 2023 года (всего 24 набора квартальных прогнозов). Оценка точности прогнозов проводилась по средней абсолютной ошибке в процентах, которая используется для сравнения разных моделей для одного ряда (MAPE). В нашем случае, прогнозы по моделям VAR5, VAR13 являются оценками реальной цены на нефть, а прогнозы Consensus Ecs., EIA и фьючерсам – номинальной цены на нефть.

Так, по результатам сравнительного анализа прогнозы международных организаций в среднем уступали моделям VAR5 и VAR13, кроме прогноза на 1 квартал (таблица 3). При прогнозировании на один квартал оценки Consensus Ecs. были более точными. В целом, меньшее отклонение от факта на горизонте прогноза от 2 до 4-х кварталов наблюдалось у модели VAR5, от 5 до 8 кварталов – у VAR13.

**Таблица 3. Средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE)**

квартал	VAR5	VAR13	Consensus	Futures	EIA
1	9.8%	10.4%	<b>7.9%</b>	8.8%	8.9%
2	<b>16.5%</b>	17.9%	18.2%	18.7%	19.0%
3	<b>19.5%</b>	23.1%	23.5%	22.7%	23.4%
4	<b>24.4%</b>	24.5%	27.8%	28.3%	28.0%
5	28.6%	<b>22.8%</b>	29.4%	28.6%	-
6	31.8%	<b>19.2%</b>	30.7%	30.6%	-
7	36.0%	<b>19.9%</b>	32.8%	34.5%	-
8	35.5%	<b>18.8%</b>	34.8%	37.6%	-

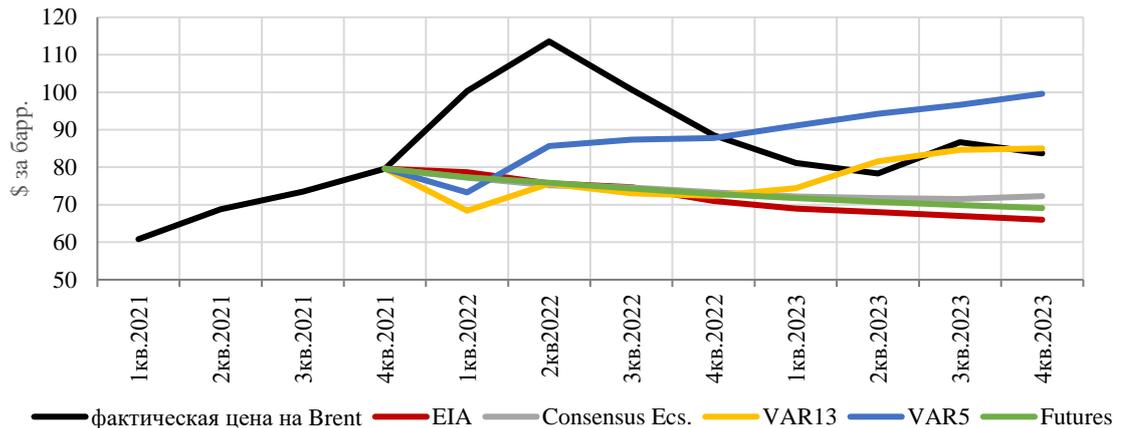
Далее для проверки прогнозных качеств моделей было выполнено то же самое упражнение (результаты в Таблице 3), однако в моделях VAR5 и VAR13 одна из фиктивных переменных (март 2020 года, пандемия COVID-19) была заменена на январь 2016 года (бум сланцевой нефти в США, слабый глобальный спрос). В результате, точность прогнозов VAR5 резко ухудшилась на всем прогнозном горизонте. В этом случае более низкие ошибки до 5 квартала включительно относятся к прогнозам Consensus Ecs. и Futures. На более среднесрочном горизонте – к модели VAR13 (Таблица 4).

**Таблица 4. Средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE)**

квартал	VAR5	VAR13	Consensus	Futures	EIA
1	10.8%	11.6%	<b>7.9%</b>	8.8%	8.9%
2	20.4%	22.5%	<b>18.2%</b>	18.7%	19.0%
3	24.7%	28.6%	23.5%	<b>22.7%</b>	23.4%
4	32.2%	31.7%	<b>27.8%</b>	28.3%	28.0%
5	35.5%	30.5%	29.4%	<b>28.6%</b>	
6	38.0%	<b>27.3%</b>	30.7%	30.6%	
7	41.0%	<b>25.2%</b>	32.8%	34.5%	
8	40.7%	<b>20.3%</b>	34.8%	37.6%	

Далее в качестве примера были выполнены прогнозы на полной выборке (график 4). Прогнозы Consensus Ecs. на указанный период были взяты от 6 декабря 2021 года, EIA – от 11 января 2022 года. Для сопоставимости прогнозы реальной цены на нефть по тестируемым моделям (VAR5, VAR13) были переведены в номинальные значения<sup>7</sup>.

**График 4. Сравнение модельных прогнозов цены на нефть с оценками международных организаций**



Источник: EIA, Consensus Ecs., расчеты авторов

В результате наибольшее отклонение от фактической цены на всем анализируемом отрезке показали оценки EIA и Consensus Ecs. Тестируемая модель VAR5 уловила произошедший резкий всплеск цены во 2 квартале 2022 года и практически точно спрогнозировала цену в 4 квартале 2022 года. Модель VAR13 также уловила рост фактической цены в большей степени в среднесрочной перспективе.

## 6. КОМБИНИРОВАНИЕ ПРОГНОЗОВ

### Сравнение индивидуальных и комбинированных моделей с различными схемами взвешивания

Строить прогнозы, полагаясь только на одну модель, даже с минимальными ошибками, не рекомендуется, поскольку любая модель в зависимости от периода может показывать нестабильность. Кроме того, некоторые модели лучше прогнозируют на более коротких отрезках, а некоторые – на более длинном горизонте. В этом случае комбинация прогнозов может существенно повысить точность прогнозов.

В этой связи, мы решили скомбинировать три модели с наименьшими ошибками и сравнить их результаты с индивидуальными моделями.

<sup>7</sup> Прогнозы инфляции в США – это прогнозные оценки Consensus Ecs. от 6 декабря 2021 года

Для целей комбинирования мы применили несколько способов взвешивания:

1) равные веса (**Comb3\_eqw**);  
 2) средневзвешенные веса, рассчитанные как отношение обратно пропорционального значения ошибки (в нашем случае – RMSE) прогнозов по отдельной модели к сумме обратно пропорционального значения ошибки (RMSE) прогнозов по всем моделям (**Comb3\_consw**). Сами веса являются постоянными, поскольку отражают среднюю ошибку на каждый горизонт прогноза по всем скользящим выборкам. Таким образом, эти веса получаются сглаженными на всей тестовой выборке.

$$\omega_{j,k} = \frac{1/RMSE_{j,k}}{\sum_{j=1}^n 1/RMSE_{j,k}} \quad (2),$$

где

$w_{i,k}$  – веса прогнозов модели  $i$ , или вес каждой модели;

$RMSE_{j,k}$  – значение среднеквадратической ошибки (RMSE) вневыборочных прогнозов модели  $i$  на периоде  $tk \in \{T0 + 1, \dots, T0 + K\}$ .

$$Y_{combined}^{fi} = \sum_{j=1}^n \omega_{j,k} * \hat{y}_{tk}^j \quad (3)$$

где,  $Y_{combined}^{fi}$  – комбинированный прогноз  $i$ -ого показателя,  $\hat{y}_{tk}^j$  – итоговые вневыборочные прогнозы по модели  $j$  на периоде  $tk \in \{T0 + 1, \dots, T0 + K\}$ .

Недостатком такого подхода является то, что он не учитывает изменения качества моделей во времени.

3) средневзвешенные веса, меняющиеся на каждой скользящей выборке (**Comb3\_rollw**). Для этого в каждом скользящем периоде выделялся тестовый участок для получения «псевдо-вневыборочных» прогнозов. Затем на этом участке проводилась оценка точности прогнозов каждой модели. На основании этих RMSE были получены веса на 24 месяца вперед для взвешивания вневыборочных прогнозов (обратно пропорциональных RMSE). В итоге, на все скользящие выборки рассчитаны 72 группы весов на 24 месяца.

Преимуществом данного подхода является то, что учитывается изменение динамики показателей и качества моделей в каждой скользящей выборке, т.е. берутся наиболее актуальные веса для прогнозирования.

В таблице 5 показаны ошибки прогнозов для всех моделей. В результате проведённого упражнения комбинирования прогнозов, полученных индивидуальными моделями, на всем горизонте существенно не изменило картину. Комбинированные по всем трем способам взвешивания модели превзошли индивидуальные модели на горизонте 2 месяцев, а также с 8 по 13 месяцы. В остальных периодах лучшие прогностические свойства сохранили индивидуальные модели: в краткосрочной перспективе – ARMA и VAR5, а на среднесрочной – VAR13 (с 14 по 24 месяцы).

**Таблица 5. Сравнение ошибок индивидуальных моделей с комбинированными моделями, взвешенными по различным схемам**

Месяц \ Модель	ARMA(1,1)	VAR5	VAR13	Comb3_eqw	Comb3_consw	Comb3_rollw
1	<b>0.97</b>	0.99	1.20	1.00	0.99	1.00
2	0.99	0.98	1.10	0.97	0.97	<b>0.96</b>
3	1.00	<b>0.88</b>	1.00	0.90	0.89	0.93
4	0.99	<b>0.81</b>	0.94	0.84	0.83	0.87
5	0.98	<b>0.75</b>	0.90	0.79	0.78	0.80
6	0.98	<b>0.76</b>	0.93	0.79	0.78	0.81
7	0.98	<b>0.79</b>	0.96	0.80	0.80	0.83
8	0.96	0.81	0.96	<b>0.80</b>	<b>0.80</b>	0.81
9	0.96	0.81	0.94	0.80	<b>0.79</b>	0.80
10	0.95	0.83	0.91	<b>0.80</b>	<b>0.80</b>	<b>0.80</b>
11	0.95	0.84	0.87	<b>0.80</b>	<b>0.80</b>	0.81
12	0.95	0.86	0.85	0.81	0.81	<b>0.80</b>
13	0.92	0.86	0.80	0.80	0.79	<b>0.77</b>
15	0.93	0.89	<b>0.71</b>	0.77	0.76	0.77
18	0.93	0.92	<b>0.56</b>	0.73	0.68	0.66
21	0.92	0.93	<b>0.56</b>	0.73	0.68	0.65
24	0.92	0.91	<b>0.68</b>	0.76	0.73	0.73

Примечание: в таблице представлены корень среднеквадратических ошибок моделей по отношению к модели случайного блуждания. Значение меньше единицы говорит о том, что данная модель превосходит результаты модели случайного блуждания в указанном периоде. Выделенные жирным шрифтом значения указывают на превосходство модели в сравнении с остальными представленными моделями

### Сравнение комбинированных прогнозов различных моделей на разных выборках

В данной части проверяются комбинированные прогнозы на разных периодах времени, а также проверить другие варианты комбинирования моделей.

Из всех представленных комбинаций моделей (таблица 6) наилучший результат на обоих выборках демонстрирует сочетание моделей RW, ARMA(1,1), VAR5. Комбинация из 3 моделей (ARMA(1,1), VAR5, VAR13), представленная в таблице 4, также показала хорошие результаты.

**Таблица 6. Сравнение корня среднеквадратической ошибки (RMSE) по различным комбинациям, по отношению к RW**

Комбинации	Модели	Выборка 2003-2021	Выборка 2003-2016
		Прогноз на 2022-2023	Прогноз на 2017-2018
2 модели	<b>RW+ARMA(1,1)</b>	1.05	1.02
3 модели	<b>2m+VAR5</b>	<b>0.74</b>	<b>0.55</b>
4 модели	<b>3m+VAR13</b>	0.79	0.64
5 моделей	<b>4m+futures</b>	0.80	0.70

3 модели*	<b>ARMA(1,1)+VAR5+VAR13</b>	0.77	0.60
-----------	-----------------------------	------	------

Источник: расчеты авторов

Комбинация из всех 5-ти моделей в среднем за прогнозный период (24 месяца) не превзошла остальные модели.

Далее мы решили выбранные две комбинации моделей протестировать на каждом горизонте, используя скользящее окно (таблица 7). Результаты показывают, что в среднем по всем месяцам по прогнозным качествам побеждает комбинированная модель с VAR13 (с 3 по 24 месяца).

**Таблица 7. Сравнение ошибок (RMSE) по комбинированным моделям, по отношению к RW, скользящее окно =180 месяцев**

Месяц	3 модели*	3 модели	Месяц	3 модели*	3 модели
	ARMA(1,1)+VAR5+VAR13	ARMA(1,1)+VAR5+RW		ARMA(1,1)+VAR5+VAR13	ARMA(1,1)+VAR5+RW
1	0.99	<b>0.95</b>	13	<b>0.79</b>	0.92
2	0.97	<b>0.96</b>	14	<b>0.78</b>	0.92
3	<b>0.89</b>	0.92	15	<b>0.76</b>	0.92
4	<b>0.83</b>	0.89	16	<b>0.72</b>	0.92
5	<b>0.78</b>	0.87	17	<b>0.70</b>	0.92
6	<b>0.78</b>	0.88	18	<b>0.68</b>	0.93
7	<b>0.80</b>	0.89	19	<b>0.68</b>	0.93
8	<b>0.80</b>	0.90	20	<b>0.66</b>	0.93
9	<b>0.79</b>	0.90	21	<b>0.68</b>	0.93
10	<b>0.80</b>	0.91	22	<b>0.71</b>	0.93
11	<b>0.80</b>	0.91	23	<b>0.73</b>	0.92
12	<b>0.81</b>	0.92	24	<b>0.73</b>	0.92

Источник: расчеты авторов

## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Динамика цен на нефть играет важную роль в прогнозировании макроэкономических переменных, как с точки зрения определения сценарных вариантов развития, так и в качестве предпосылки при прогнозировании других переменных (особенно актуально для стран – экспортеров сырьевых товаров). В связи с этим, прогнозирование цен на нефть играет важную роль для определения экономической политики, в том числе денежно-кредитной политики.

Вместе с тем, мы рекомендуем использовать разработанные модели в качестве дополнительного инструмента для выработки сценариев в рамках прогнозных раундов, что позволит усилить аналитическую основу и оперативность.

Дальнейшие работы в этой области могут быть основаны на использовании моделей машинного обучения (нейронных сетей и т.д.) и получения ежедневных прогнозов по цене на нефть. Также возможно построение моделей с использованием финансовых показателей (процентные ставки, индекс доллара США, товарные индексы и др.).

## 8. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Crude Oil Price Forecasting Using Hybrid Support Vector Machine, Lee Jo Xian, Shuhaida Ismail, Aida Mustapha, Mohd Helmy Abd Wahab, Syed Zulkarnain Syed Idrus, International Conference on Technology, Engineering and Sciences. 2020
2. Crude Oil Price Prediction using Artificial Neural Network. Nalini Gupta, Shobhit Nigam, The 3rd International Conference on Emerging Data and Industry 4.0 (EDI40) April 6-9, 2020, Warsaw, Poland
3. Forecasting crude oil price using LSTM neural networks. Kexian Zhang\* and Min Hong School of Economics and Management, Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China, Data Science in Finance and Economics, Volume 2, Issue 3, 163–180, 07 July 2022
4. Forecasting Crude Oil Prices Using an ARIMA-ANN Hybrid Model. Hleil Alrweili and Haitham Fawzy, Journal of Statistics Applications & Probability 11, No. 3, 845-855 (2022), p.845
5. Benjamin Beckers, Samya Beidas-Strom Forecasting the Nominal Brent Oil Price with VARs—One Model Fits All? <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp15251.pdf>
6. Forecasting the Price of Oil, Handbook of Economic Forecasting (2013) <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53683-9.00008-6>
7. What central bankers need to know about forecasting oil prices (2014) <https://doi.org/10.1111/iere.12074>
8. A new hybrid model for forecasting Brent crude oil price (2020) <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117520>
9. Kilian L., Zhou X. The Econometrics of Oil Market VAR Models. Federal Reserve Bank of Dallas. March 2020
10. Manescu C., Robays I.V. Forecasting the brent oil price addressing time-variation in forecast performance. Working paper series №1735. September 2014
11. EIA Short-Term Energy Outlook Crude Oil Price Forecasts
12. Ron Alquist, Lutz Kilian, and Robert J. Vigfusson. Forecasting the Price of Oil. Board of Governors of the Federal Reserve System. International Finance Discussion Papers 1022, July 2011
13. Baumeister C., Kilian L. Working Paper/Document de travail 2013-28 Forecasting the Real Price of Oil in a Changing World: A Forecast Combination Approach.
14. Baumeister C., Kilian L. and Thomas K. Lee. Are There Gains from Pooling Real Time Oil Price Forecasts? Bank of Canada Working Paper 2014-46 October 2014