

9/22

ПРЕПРИНТЫ

ПРОСТРАНСТВЕННОЕ ПРОСТРАНСТВЕННОЕ
РАЗВИТИЕ. РЕГИОНАЛЬНАЯ РАЗВИТИЕ. РЕГИОНАЛЬНАЯ
И ГОРОДСКАЯ ЭКОНОМИКА И ГОРОДСКАЯ ЭКОНОМИКА
SPATIAL DEVELOPMENT SPATIAL DEVELOPMENT
REGIONAL AND URBAN ECONOMY REGIONAL AND URBAN ECONOMY

В. С. Косарев, А. В. Макаров, Ю. А. Плескачев
Ю. Ю. Пономарев, М. А. Сапрыкин, К. В. Ростислав

**МОНИТОРИНГ ДОСТИЖЕНИЯ
НАЦИОНАЛЬНЫХ ЦЕЛЕЙ УКАЗА №204
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕЖДУНАРОДНОГО
ОПЫТА И СИСТЕМЫ ПОКАЗАТЕЛЕЙ
УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА
И ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

**МОНИТОРИНГ ДОСТИЖЕНИЯ НАЦИОНАЛЬНЫХ ЦЕЛЕЙ УКАЗА №204
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕЖДУНАРОДНОГО ОПЫТА
И СИСТЕМЫ ПОКАЗАТЕЛЕЙ УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ**

Препринт

Косарев Владимир Сергеевич, лаборатория системного анализа отраслевых рынков
ИПЭИ РАНХиГС, н.с.

Макаров Андрей Владимирович, лаборатория системного анализа отраслевых рынков
ИПЭИ РАНХиГС, н.с.

Плескачев Юрий Андреевич, лаборатория системного анализа отраслевых рынков
ИПЭИ РАНХиГС, н.с.

Пономарев Юрий Юрьевич, заведующий научно-исследовательской лабораторией ин-
фраструктурных и пространственных исследований ИПЭИ РАНХиГС

Сапрыкин Матвей Алексеевич, лаборатория системного анализа отраслевых рынков
ИПЭИ РАНХиГС, м.н.с.

Ростислав Кирилл Владимирович, лаборатория системного анализа отраслевых рынков
ИПЭИ РАНХиГС, м.н.с.

Анализ достижимости национальных целей развития, а также влияния национальных проектов на достижение поставленных целей ведется на постоянной основе с подписания Указа Президента № 204 от 7.05.2018 и представляет собой сложную комплексную задачу. В настоящем исследовании представлена попытка построения такой модели на основе методов машинного обучения. Среди задач, которые необходимо решить выделены способность эффективно учитывать нелинейные зависимости между факторами в модели, возможность использования больших массивов разнородных входящих данных, учет влияния макроэкономических факторов, а также непосредственных результатов национальных проектов на индикаторы национальных целей развития. С помощью построенной модели построен краткосрочный прогноз на 2022 год для отдельных индикаторов национальных целей, проанализировано взаимное влияние расходов на национальные проекты, их вклад в достижение национальных целей развития.

National development goals achievability analysis, as well as the impact of national projects on the achievement of these goals, has been conducted on an ongoing basis since the signing of Presidential Decree No. 204 of 7.05.2018 and represents a complex task. This study presents an attempt to build such a model based on machine learning methods. Several important points need to be taken into account while building such model: the ability to effectively take into account nonlinear dependencies between factors, the possibility of using large arrays of heterogeneous incoming data, taking into account the influence of macroeconomic factors, as well as the direct results of national projects on indicators of national development goals. With the help of the constructed model, a short-term forecast for 2022 was built for several indicators of national goals. As a part of the model this paper also analyzes the mutual impact of expenditures on national projects, as well as their contribution to the achievement of national development goals.

Содержание

Введение	4
1. Обзор подходов к количественной оценке ретроспективных и прогнозных социально-экономических эффектов от реализации программных и стратегических документов	6
1.1. Обзор подходов на основе опросов.....	6
1.2. Обзор подходов на основе количественных оценок	6
2. Разработка подхода к построению и вариантов возможной архитектуры прототипа модели количественной оценки достижения национальных целей развития России	8
2.1. Формирование базы данных	8
2.2. Калибровка прототипа модельного комплекса на тестовом варианте базы данных.....	14
2.3. Калибровка прототипа модельного комплекса для альтернативных вариантов архитектуры.....	22
3. Анализ результатов оценки влияния на динамику индикаторов, характеризующих достижение национальных целей развития России	26
3.1. Анализ результатов моделирования динамики отдельных индикаторов национальных целей развития.....	26
3.2. Анализ взаимосвязи расходов на реализацию национальных проектов и их влияния на реализацию национальных целей	36
Заключение.....	41
Благодарности	44
Список использованных источников.....	45

Введение

Основной целью настоящего исследования является разработка подхода к формированию математической модели количественной и качественной оценки достижения национальных целей развития Российской Федерации. В рамках поставленной цели в настоящем исследовании решаются следующие основные фундаментальные и прикладные задачи:

- обзор, анализ и структуризация теоретических и практических подходов к построению моделей для оценки эффектов от реализации программных документов;
- проработка ключевых механизмов социально-экономического развития, которые оказывают влияние на достижение национальных целей;
- разработка подхода к построению и вариантов возможной архитектуры прототипа математической модели количественной и качественной оценки достижения национальных целей развития России (НЦР);
- формирование информационной базы исследования (базы данных);
- разработка тестовой версии прототипа математической модели количественной оценки для одного показателя НЦР для тестовых наборов мероприятий национальных проектов;
- разработка прототипа модели для нескольких показателей НЦР для тестовых наборов мероприятий национальных проектов;
- разработка рекомендаций на основе проведенного исследования.

Национальные цели развития России – стратегический ориентир социально-экономического развития страны, были сформулированы на период до 2024 года в Указе Президента России № 204 от 7 мая 2018 года.

Пандемия коронавируса 2020 – 2022 гг. внесла определенные коррективы в развитие экономик по всему миру. По этой причине логическим продолжением Указа № 204 стал подписанный 21 июля 2020 г. Указ Президента России «О национальных целях развития России до 2030 г.» № 474 [1], который определил обновленную и сфокусированную систему национальных целей на более отдаленный временной горизонт: сформулировано 5 национальных целей, для каждой из которых зафиксировано:

- 1) сохранение населения, здоровье и благополучие людей;
- 2) возможности для самореализации и развития талантов;
- 3) комфортная и безопасная среда для жизни;
- 4) достойный, эффективный труд и успешное предпринимательство;
- 5) цифровая трансформация.

Новые национальные цели развития в большей степени стали продолжением уже существовавших на период до 2024 года – практически все из них были включены в прежнем или несколько уточненном виде, что позволило расставить важные акценты, например, существенно больше внимания уделить вопросам цифровизации экономики.

Национальные проекты – документы стратегического планирования федерального уровня – задумывались как инструмент достижения национальных целей для всестороннего развития и улучшения благосостояния Российской Федерации.

В рамках настоящего исследования стоит задача оценить влияние мероприятий национальных проектов на индикаторы достижения национальных целей. При этом особенностью национальных проектов является то, что информации по реализации отдельных мероприятий относительно мало и публикуется она достаточно нерегулярно. Дополнительно стоит отметить сложность технического решения этой задачи: большая размерность данных при относительно небольшом количестве наблюдений, значительные различия в описании результатов и самих проектов, влияние (необязательно линейное) этих мероприятий на несколько показателей сразу и др.

Важно отметить, что национальные цели развития носят межпроектный характер: достижение ни одной из национальных целей не может быть обеспечено в рамках лишь одной государственной программы или национального проекта.

В рамках проведения настоящего исследования рассмотрены следующие ключевые моменты построения математической модели количественной и качественной оценки достижения национальных целей развития:

- формирование описания государственных мероприятий, позволяющего при обновлении и добавлении таких мероприятий обеспечить их оперативную интеграцию в построенную модель;
- выбор модели, позволяющей обеспечить высокую точность получаемых результатов, формирование надежного инструмента по оценке возможных изменений при проведении того или иного государственного мероприятия;
- выбор модели, обеспечивающей понятную интерпретацию результатов.

Настоящая научно-исследовательская работа призвана ответить на эти актуальные вызовы с помощью привлечения классических эконометрических методов (факторные модели) и моделей машинного обучения (нейронные сети, support vector regression). В исследовании представлена попытка решения поставленной проблемы оценки влияния и прогнозирования результатов государственных мероприятий в рамках национальных проектов на национальные цели развития.

1. Обзор подходов к количественной оценке ретроспективных и прогнозных социально-экономических эффектов от реализации программных и стратегических документов

1.1. Обзор подходов на основе опросов

Экспертные опросы представляют собой важный инструмент и перспективное направление для прогнозирования будущего, для составления стратегических документов и выявления рисков реализации государственных программ. Благодаря интуиции и глубокому погружению в вопрос эксперты могут точнее и более комплексно проанализировать ситуацию, чем результаты обработки только статистических данных. Вместе с тем, как показывает история метода Дельфи, экспертная дискуссия должна быть тщательно организована, чтобы избежать оговоренных рисков смещений в полученных оценках и рекомендациях в силу субъективных особенностей экспертов и их мотивации. В рамках раздела были подробно рассмотрены возможные риски, возникающие при организации Дельфи-опросов и способы борьбы с возможными отклонениями. Кроме того, при работе с экспертным сообществом необходимо учитывать общие проблемы ограниченной рациональности и проблемы коллективного выбора, которые в том числе были показаны в рамках работ по поведенческой экономике.

1.2. Обзор подходов на основе количественных оценок

Можно выделить три подхода в рамках количественных методов оценок: регрессионный, машинное обучение и разница. В каждом подходе представлены методы оценки социально-экономических эффектов.

Самыми популярными являются регрессионный и основанный на разнице подход. Они используются как в крупных аналитических центрах (OECD, UNICEF, NBER) так и в научных статьях. Их общей чертой является оценка эффектов с помощью квазиэксперимента.

Методы машинного обучения не так популярны для оценки социально-экономических эффектов. В этом разделе было рассмотрено только применение нейронных сетей. В отличие от подходов, описанных выше, нейронные сети применяются для прогнозирования успешности социально-значимых проектов. В большинстве научных статей про нейронные сети социально-значимым проектом является строительство инфраструктуры, в то время как с помощью методов регрессионного и основанного на разнице подхода возможна оценка любых проектов.

2. Разработка подхода к построению и вариантов возможной архитектуры прототипа модели количественной оценки достижения национальных целей развития России

2.1. Формирование базы данных

2.1.1. База данных для прогнозирования отдельных индикаторов национальных целей развития с учетом влияния мероприятий федеральных проектов.

При построении основной базы данных был проведен детализированный анализ литературы по каждому из отобранных индикаторов национальных целей, для которых формировались индивидуальные наборы данных. Перечень отобранных индикаторов национальных целей развития следующий:

- 1) Индекс ВВП;
- 2) Естественный прирост населения (человек, все население);
- 3) Ожидаемая продолжительность жизни при рождении (год);
- 4) Реальные располагаемые денежные доходы (процент, м/м);
- 5) Уровень бедности (процент);
- 6) Объем жилищного строительства (миллион квадратных метров общей площади);
- 7) Индекс физического объема инвестиций в основной капитал (процент);
- 8) Объем экспорта несырьевых неэнергетических товаров (миллиард долларов США).

Из рассмотрения были исключены «качественные» индикаторы достижения национальных целей, например, по развитию гармоничной личности или месту РФ по уровню среднего или высшего образования. Собранный набор данных был дополнен открытыми данными Минфина России о расходах на реализацию мероприятий федеральных проектов. Таким образом, для рассматриваемых модельных комплексов в качестве входящих данных использовалась как информация о макроэкономических факторах, влияющих на соответствующие индикаторы национальных целей, так и информация о финансировании мероприятий федеральных проектов, чтобы учесть их влияние на соответствующие индикаторы.

Собранные макроэкономические факторы на основе анализа международного опыта были распределены по отобранным индикаторам национальных целей. Соответствующее распределение представлено в таблице 1.

Аналогичное распределение было сформировано для влияния расходов на реализацию мероприятий федеральных проектов на соответствующие индикаторы национальных целей.

Таблица 1 – Список используемых факторов на основе анализа международной литературы и распределение их влияния на выбранные индикаторы национальных целей развития

	1. Индекс ВВП	2. Естественный прирост населения (человек, все население) + Миграционный прирост населения, человек	3. Ожидаемая продолжительность жизни при рождении (год)	4. Реальные располагаемые денежные доходы (процент, м/м)	5. Уровень бедности (процент)	6. Объем жилищного строительства (миллион квадратных метров общей площади)	7. Индекс физического объема инвестиций в основной капитал (процент)	8. Объем экспорта несырьевых неэнергетических товаров (миллиард долларов США)
Объем работ, выполненных по виду деятельности Строительство в текущих ценах (млн руб)	1					1	1	
Индекс реального объема строительно-монтажных работ						1		
ИПЦ (1999.1=100)				1	1		1	1
ИПЦ: алкогольные напитки (1999.1=100)		1	1					
Crude Oil Prices: Brent - Europe (среднее за месяц, к концу месяца) (среднее с начала месяца)	1						1	
Ставки по депозитам постоянного действия (среднее за месяц, к концу месяца) (среднее с начала месяца)				1				
Общая численность занятых в возрасте 15 лет и старше, млн человек (до 2016.12 - в возрасте 15-72 лет)							1	
Потребность работодателей в работниках, заявленная в органы службы занятости населения, тыс. человек				1	1			
Погрузка грузов на железнодорожном транспорте, млн тонн	1							
Грузооборот транспорта, включая коммерческий и некоммерческий грузооборот, млрд тонно-км	1							
Index of Global Real Economic Activity	1						1	1
Индекс промышленного производства (2000.2=100)	1						1	1
Убыточные организации: строительство						1		
M2	1							
MIACR (1 день) (среднее за месяц, к концу месяца)							1	
Численность граждан, не занятых трудовой деятельностью, состоящих на учете в органах службы занятости населения (по данным Федеральной службы по труду и занятости), тыс. человек				1	1			
Нагрузка не занятого трудовой деятельностью населения на 100 заявленных вакансий, человек				1	1			
Global Price Index of All Commodities								1
Global price of Food index				1	1			
Global price of Energy index								1
Индекс цен производителей на строительную продукцию						1		
Индекс потребительских цен: непродовольственные товары				1	1			
Средние цены производителей на энергоресурсы и продукты нефтепереработки (на конец периода): нефть обезвоженная, обессоленная и стабилизированная, рублей за тонну								1

	1. Индекс ВВП	2. Естественный прирост населения (человек, все население) + Миграционный прирост населения, человек	3. Ожидаемая продолжительность жизни при рождении (год)	4. Реальные располагаемые денежные доходы (процент, м/м)	5. Уровень бедности (процент)	6. Объем жилищного строительства (миллион квадратных метров общей площади)	7. Индекс физического объема инвестиций в основной капитал (процент)	8. Объем экспорта несырьевых неэнергетических товаров (миллиард долларов США)
Оборот розничной торговли, пищевые продукты, включая напитки, и табачные изделия, млрд рублей								1
Платные услуги населению, в текущих ценах				1	1		1	1
St. Louis Fed Financial Stress Index (среднее за месяц, к концу месяца)	1			1	1			
Общая численность безработных в возрасте 15 лет и старше, млн человек (до 2016.12 - в возрасте 15-72 лет)	1	1	1	1	1			
Курс доллара к рублю (среднее за месяц, к концу месяца)								1
Просроченная задолженность по заработной плате на начало месяца, млн рублей				1	1			
Реальная начисленная заработная плата работников организаций (1999.1=100)		1		1	1			1
Число зарегистрированных родившихся в расчете на 1000 населения (оперативные данные) (промилле (0,1 процента))								
Число зарегистрированных умерших в расчете на 1000 населения (оперативные данные) (промилле (0,1 процента))			1					
Сумма средств материнского капитала за второго или последующих детей, руб.		1			1			
Численность постоянного населения - женщин по возрасту на 1 января, репродуктивного возраста		1						
Младенческая смертность на 1 тыс. родившихся живыми (оперативные данные) (промилле (0,1 процента))		1	1					
Число лиц, погибших в ДТП		1	1					
Продажа крепких алкогольных напитков в натуральном выражении (оперативные данные)		1	1					
Ключевая ставка	1			1	1			
Численность и состав рабочей силы в возрасте 15-72 лет по Российской Федерации	1							
Инвестиции в основной капитал по полному кругу организаций	1							
Среднедушевые денежные доходы населения					1	1	1	
Задолженность по предоставленным кредитам, млн руб., в том числе						1		
Доля бюджетных расходов на здравоохранение в общем объеме расходов (Росстат годовые)		1	1					
Доля бюджетных расходов на здравоохранение в ВВП (Росстат годовые)	1	1	1					
Среднемесячная номинальная начисленная заработная плата		1	1	1				

	1. Индекс ВВП	2. Естественный прирост населения (человек, все население) + Миграционный прирост населения, человек	3. Ожидаемая продолжительность жизни при рождении (год)	4. Реальные располагаемые денежные доходы (процент, м/м)	5. Уровень бедности (процент)	6. Объем жилищного строительства (миллион квадратных метров общей площади)	7. Индекс физического объема инвестиций в основной капитал (процент)	8. Объем экспорта несырьевых неэнергетических товаров (миллиард долларов США)
работников здравоохранения в организациях, руб (Росстат)Здравоохранение и предоставление социальных услуг								
Число больничных организаций тыс годовые экстраполяция		1	1					
Число амбулаторно-поликлинических организаций годовые экстраполяция		1	1					
Численность лиц, распорядившихся средствами (частью средств) материнского (семейного) капитала – всего, человек в год (равномерно/12 месяцев)		1						
Численность врачей всех специальностей (физических лиц) в организациях, оказывающих медицинские услуги, на конец года (Росстат, годовые)		1	1					
Средний размер назначенных пенсий по категориям пенсионеров по кварталам				1	1			
Коэффициент Джини (индекс концентрации доходов)	1				1			

Примечание – Источник: составлено авторами на основе обзора международных и российских источников.

2.1.2. Расходы по связанным с национальными проектами целевым статьям расходов

Самый дробный учетный элемент в общей системе работы над достижением национальных целей — это результат национального проекта. Хотя для таких результатов есть подробные описания, доступные благодаря размещенным в системе «Электронный бюджет» таблицам, сведения в этих описаниях весьма разнообразны. Описания национальных проектов плохо поддаются обработке, нужной для представления их в виде, удобном для моделей машинного обучения.

Современный код такой целевой статьи расходов состоит из нескольких элементов, представляющих (по очереди):

1) Государственную программу (или непрограммное направление расходов, например, расходы на Президента и его аппарат, председателя Правительства и его аппарат, государственная корреспонденция и пр.).

2) Подпрограмму государственной программы (или непрограммного направления расходов) или федеральную целевую программу.

3) Основное мероприятие — именно здесь кодируются национальные проекты (первый элемент двух разрядов кода основного мероприятия здесь — это латинская буква нацпроекта, второй — номер федерального проекта).

4) Направление расходов — именно кода направления расходов часто достаточно, чтобы объединить связанные преемственностью результаты национальных проектов (более 2300 кодов целевой статьи, более 1000 направлений расходов).

Кроме целевой статьи расходов для классификации расходов бюджета, направленных на достижение целей государственной политики в различных областях жизни удобно разделить их по разделам и подразделам классификации бюджета. Это деление особенно удобно для увязки расходов всех бюджетов бюджетной системы Российской Федерации, так как разделы и подразделы в коде классификации расходов бюджета — это единственные элементы, единые для всей бюджетной системы России. Коды и содержание разделов и подразделов расходов закреплено бюджетным кодексом и остается неизменным из года в год. При этом членение областей жизни такими кодами весьма интуитивно, а потому удобно. Разделов, например, всего 11:

- 01 — общегосударственные расходы;
- 02 — национальная оборона;
- 03 — нацбезопасность и правоохранительная деятельность;
- 04 — экономика;

- 05 — ЖКХ;
- 06 — охрана окружающей среды;
- 07 — образование;
- 08 — культура, кинематография;
- 09 — здравоохранение;
- 10 — социальная политика;
- 11 — физкультура и спорт;
- 12 — СМИ;
- 13 — обслуживание государственного и муниципального долга;
- 14 — межбюджетные трансферты общего характера.

Эти области расходов далее уточняют подразделы. В итоге код может сообщать о расходах на топливно-энергетический комплекс (0402), транспорт (0408), благоустройство (0503), высшее образование (0706), кинематограф (0802), скорую медицинскую помощь (0904), межбюджетные трансферты общего характера и пр.

Для формирования базы данных использовались таблицы расходов от Федерального казначейства России [2]. Были собраны представленные ведомством отчеты о ежемесячном исполнении федерального бюджета, а также об исполнении консолидированного бюджета. Из данных об исполнении федерального бюджета были извлечены суммы исполнения с начала года по наиболее дробной доступной ЦСР с наиболее общим кодом вида расходов. При этом была сохранена привязка конкретного числа исполнения расходов к разделу и подразделу классификации расходов. Далее суммы исполнения были приведены от представления накопленным с начала года итогам к виду ежемесячных трат (приращение за месяц накопленного с начала года итога). Использовались сведения лишь об исполнении, но не об утвержденных бюджетных назначениях и неисполненных назначениях, так как для этих величин предусмотрен более высокий уровень агрегирования ЦСР.

После того, как были собраны сведения об исполнении по целевым статьям расходов, с помощью описанного выше алгоритма были найдены наименьшие постоянные на всём рассмотренном временном отрезке их группы (с учетом преемственности по переводным таблицам Минфина) и по каждой такой группе в каждый месяц была найдена сумма исполнения бюджетных назначений. Рассматривались лишь те группы, в которых хотя бы в один год была ЦСР, в составе которой был указать (латинская буква) национального проекта. Таким образом число наблюдений по расходам на результаты нацпроектов (или на результаты-предшественники) для регрессионного анализа средствами машинного обуче-

ния удалось увеличить до 110: 110 месяцев с января 2013 г. до февраля 2022 г. включительно. Всего ЦСР, связанные с нацпроектами, были объединены в 799 групп. Часть этих групп, однако, не участвовала в анализе напрямую, так как по некоторым группам исполнение во все месяцы было нулевым.

Так как достижение национальных целей зависит не только от трат в рамках нацпроектов, но и от других расходов государства, в частности в рамках расходов по госпрограммам вне нацпроектов, были собраны остаточные (после вычитания по соответствующим группам ЦСР, связанных с нацпроектами) расходы (исполнение) консолидированного бюджета в соответствующие месяцы по представленной Федеральным казначейством отчетности с разбивкой исполнения по т. н. функциональной классификации расходов (по разделам и подразделам классификации расходов бюджетов). Этот шаг важен еще и потому, что позволил подробно учесть расходы федерального бюджета, но не других элементов бюджетной системы России (где используются другие коды для классификации расходов). Всего таких подразделов было ровно 100.

2.2. Калибровка прототипа модельного комплекса на тестовом варианте базы данных

В настоящем подразделе представлено сравнение архитектур рассматриваемых модельных комплексов для проведения оценок.

По своей сути параметры национальных проектов и макропоказатели являются временными рядами. С таким представлением данных существуют различные способы работы с ними (от экспертных моделей до нейросетевого подхода). В качестве одного из вариантов можно использовать любую из нейросетей (MLP, RNN, CNN) для прогнозирования значений на вход на $t+1$, $t+2$ и $t+n$ периодов соответственно.

В качестве преимущества данного подхода можно выделить учет нелинейных связей между параметрами. Серьезный недостаток – малая длина используемых временных рядов. Также возможная ошибка, которая учтется в модели (в добавок к ошибке главной модели). Возможное решение – много раз тренировать и делать прогнозы соответствующей модели и затем использовать усредненные результаты.

В рамках работы было проведено тестирование нескольких вариантов построения моделей в поисках подхода, позволяющего наиболее полным образом учесть следующие требования:

- высокая точность прогнозов;
- возможность оценить эффекты от проведения мероприятий в рамках национальных проектов;

- возможности оценить эффект от проведения нового дополнительного проекта, о котором модель на момент обучения не имела информации;
- учет связи значений индикаторов достижения национальных целей между собой – для всех зависимых переменных используется одинаковый набор данных на вход.

С учетом вышесказанного для проведения эмпирических оценок были использованы следующие модели. Важно отметить, что обучение и тестирование первых четырех моделей проводилось только с одним таргетом (индексом ВВП), однако все модели, кроме линейной, можно перенастроить на одновременный выход всех индикаторов национальных целей (по которым имеются данные для обучения).

Линейная модель – Adaptive Lasso (elastic net).

$$\hat{\beta}^{*(n)} = \arg \min_{\beta} \left\| \mathbf{y} - \sum_{j=1}^p \mathbf{x}_j \beta_j \right\|^2 + \lambda_n \sum_{j=1}^p \hat{w}_j |\beta_j| \quad (1)$$

Преимуществом данного подхода является простая интерпретируемость результатов, недостатком – более высокая ошибка прогноза относительно нелинейных моделей.

5) Метод опорных векторов с разным ядром. Метод выдает противоречивые результаты и не позволяет провести количественную оценку эффекта реализации проектов. Эти трудности ставят под вопрос целесообразность использования метода опорных векторов для решения поставленной задачи.

6) Полносвязная нейронная сеть.

Для оценки эффектов влияния факторов на целевую переменную используются подходы, которые могут измерять только относительное воздействие.

На рисунке 1 представлены результаты ручного подбора гиперпараметров.

```

Model: "sequential_1"

```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 1000)	28468000
dense_2 (Dense)	(None, 1000)	1001000
dense_3 (Dense)	(None, 100)	100100

```

Total params: 29,569,100
Trainable params: 29,569,100
Non-trainable params: 0

```

Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 1. Ручной подбор гиперпараметров

На рисунке 2 представлены результаты подбора гиперпараметров с помощью байесовских методов оптимизации.

```

Model: "sequential"

```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 928)	26418304
dense_1 (Dense)	(None, 576)	535104
dense_2 (Dense)	(None, 576)	332352
dense_3 (Dense)	(None, 100)	57700

```

Total params: 27,343,460
Trainable params: 27,343,460
Non-trainable params: 0

```

Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 2. Подбор гиперпараметров с помощью байесовских методов оптимизации

2.2.1 Сверточная нейронная сеть

Преимущество подхода с использованием сверточной нейронной сети заключается в том, что весовые коэффициенты на первом слое нейронов можно интерпретировать, как и в случае линейной регрессии, что обосновывается ее архитектурой и функцией активации – ReLU. Результаты ручного и байесовского подбора гиперпараметров представлены на рисунках 3 и 4.

```

Model: "model_2"

```

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_3 (InputLayer)	[(None, 28467, 1)]	0
ensemble_1_conv1d_5 (Conv1D)	(None, 28460, 4)	36
conv1d_6 (Conv1D)	(None, 28458, 4)	52
flatten_2 (Flatten)	(None, 113832)	0
dense_2 (Dense)	(None, 100)	11383300

```

Total params: 11,383,388
Trainable params: 11,383,352
Non-trainable params: 36

```

Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 3. Ручной подбор гиперпараметров

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 28467, 1)]	0
ensemble_1_conv1d (Conv1D)	(None, 28465, 4)	16
conv1d_4 (Conv1D)	(None, 28463, 4)	52
flatten (Flatten)	(None, 113852)	0
dense (Dense)	(None, 100)	11385300

=====
Total params: 11,385,368
Trainable params: 11,385,352
Non-trainable params: 16
=====

Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 4. Подбор гиперпараметров с помощью байесовских методов оптимизации

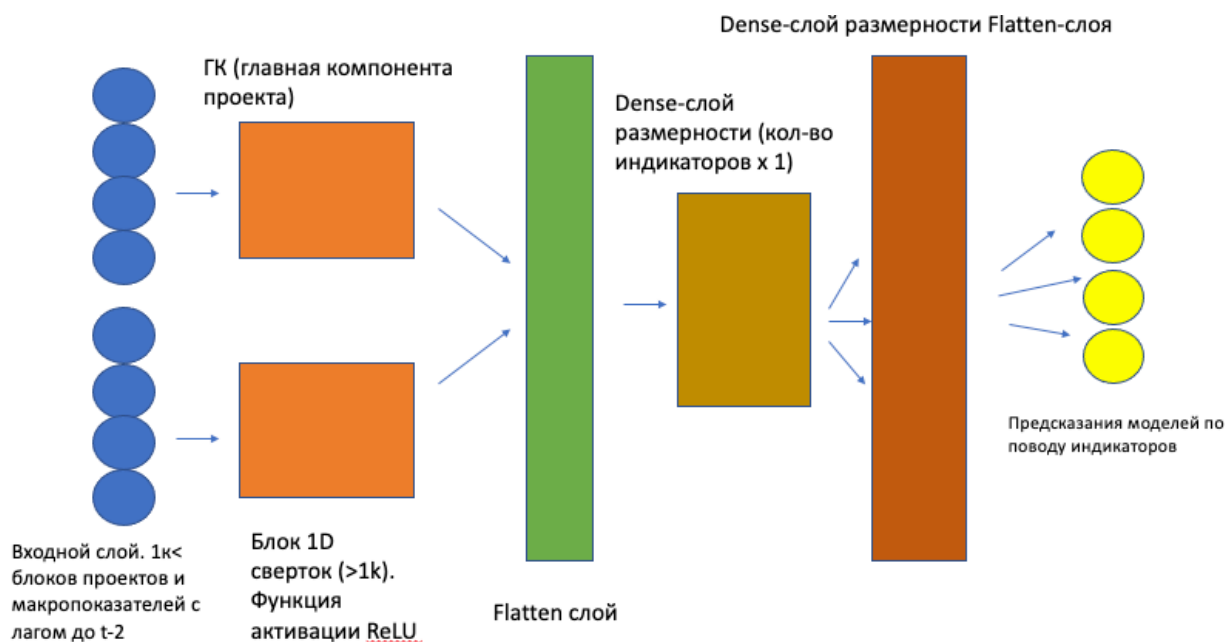
2.2.2 Блочная сверточная нейронная сеть

В настоящем подразделе представлено рассмотрение блочной нейронной сети, настроенной на предсказание 12 одновременных таргетов.

Первый блок модели состоит из конструкций тематически дублирующих структуру входных данных. Каждому вектору макроэкономического блока и отдельно взятого проекта ставится однозначно в соответствие конструкция свертки; на первом слое свертки не связаны между собой, что позволяет оценивать влияние, как отдельных факторов, так и главных компонент блоков факторов на значение целевой переменной.

Второй блок модели состоит из обычной полносвязной сети, имеющей несколько выходов.

Точность модели может быть улучшена, в том числе, за счет присвоения весов компонентам функции ошибки (архитектура остается прежней за исключением функции ошибки, но модель фактически обучается под каждый индикатор национальной цели индивидуально с наибольшим весом соответствующего компонента ошибки).



Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 5. Иллюстрация структуры сети

2.2.3 Автоэнкодер и алгоритм градиентного бустинга на основе решающих параметров

Модель настроена на одновременное предсказание нескольких зависимых переменных.

Для снижения размерности набор векторов мероприятий уменьшается в размерности, проходя через автоэнкодер. Полученные коды и набор макроэкономических факторов возвращаются в алгоритм градиентного бустинга с одновременным предсказанием нескольких зависимых переменных.

Результаты работы алгоритмов для предсказания значения индекса ВВП представлены в таблице ниже. Для моделей с несколькими выходами ошибка представлена для конкретного таргета.

Таблица 2 –Метрики качества разных моделей

	Перцептрон	Перцептрон Tuned	Сверточная	Сверточная Tuned	SVR	Lasso	AE + GB	BlockConv
MSE	0,000024	0,000013	0,000007	0,003874	0,00002	0,000076	0,0004	0,0053
RMSE	0,004907	0,003619	0,0026	0,062241	0,004507	0,00809	0,02	0,072801099

Примечания:

- 1) Расчеты выполнены авторами.
- 2) AE + GB для расчета берется последние 12 наблюдений, когда изменялись значения по векторам национальных проектов.

В качестве наиболее оптимальной модели на тестовой выборке можно выделить сверточную нейронную сеть (not tuned), так как с ее помощью получилось определить согласующиеся с экономической теорией и интуицией объясняющие переменные. Данная модель продемонстрировала лучшую точность среди предложенных, однако блочная модель также имеет ряд своих преимуществ. Архитектура блочной сверточной модели позволяет решать сразу несколько проблем и удовлетворяют требованиям по интерпретируемости и оценке эффектов. Сохраняя приемлемую точность, данную модель удобно подстроить под решение других важных в рамках НИР задач:

- учет взаимовлияния факторов и оценка эффектов от добавления нового проекта;
- использование прогнозов ведомств в работе модели.

Далее кратко рассмотрены обозначенные выше задачи. Для технического учета взаимовлияния факторов и оценки эффектов от добавления нового проекта важно отметить, что веса в модели можно «заморозить». Это позволяет сделать соответствующий метод в библиотеках глубокого обучения. Соответственно, добавив компоненту нового проекта и дообучив модель с замороженными весами (вольная трактовка fine-tuning моделей), возможно отследить и прогнозировать ожидаемые изменения от проведения того или иного мероприятия в рамках федеральных проектов. Пример оценки эффектов от нового мероприятия представлен на рисунке 6.

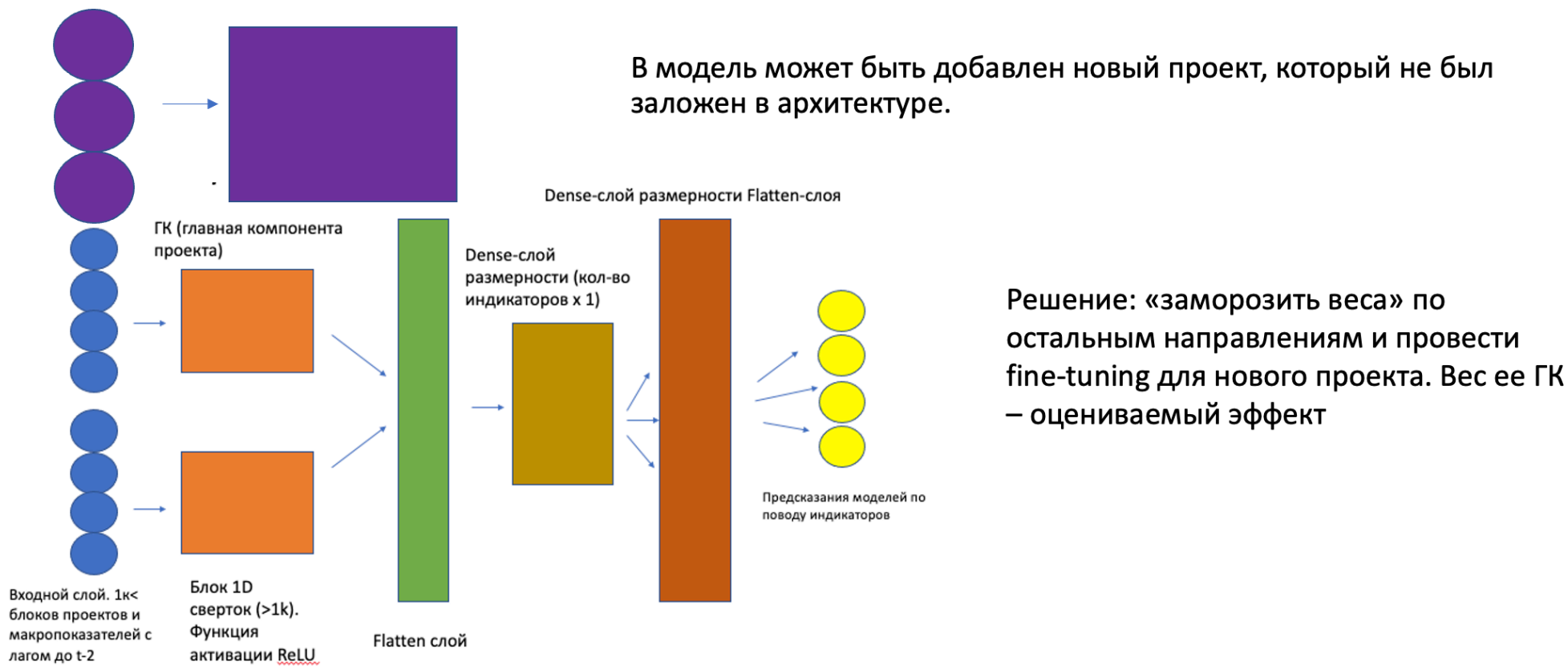
Переходя ко второй задаче, прогнозы ведомств можно использовать в трех вариантах:

1) При первом варианте эти предсказания могут выступать в качестве объясняющих переменных в имеющейся базовой архитектуре модели при построении долгосрочных прогнозов, превращая прогнозную модель в гибкий инструмент моделирования сценариев. Для реализации этого подхода необходимы временные ряды внешних прогнозов размерности тестовой выборки по ключевым объясняющим факторам. Например, для модельного прогноза индекса ВВП могут быть использованы прогнозы МЭР одного из сценариев по цене на нефть, курсу рубля, реальным инвестициям в основной капитал и др. Прочие факторы могут быть спрогнозированы дополнительно или оставлены без изменений.

2) Добавление в модель внешних прогнозов по таргетам в последний слой вместе с ответами нейронной сети, что может уточнить модельные значения таргетов, то есть своего рода корректировка. Для реализации этого подхода необходимы временные ряды внешних прогнозов размерности имеющегося набора данных по всем индикаторам нацио-

нальных целей: темпы роста ВВП, общий прирост численности населения; ожидание продолжительности жизни при рождении; реальные располагаемые денежные доходы населения и др.

3) Построение консенсус прогнозов: усреднение внешних прогнозов с результатом модели.



Примечание – Источник: составлено авторами.

Рис. 6. Пример оценки эффекта от нового мероприятия

Далее кратко рассмотрена структура объясняющих факторов для тестовой выборки. Набор объясняющих факторов представляет собой две большие смысловые части: экономические факторы и факторы проектов, за период с 2008 года по 2020 год. Данные квартальные, однако не все временные ряды доступны с нужной частотой. В случае пропусков в данных использовалась линейная аппроксимация для их заполнения. К макроэкономическим переменным относятся показатели (75 разных факторов):

- статистика по платежному балансу;
- результаты опросов (трудовые и предпринимателей);
- статистика по рынку труда;
- показатели денежного рынка показатели;
- статистика по внешней торговле – экспорт/импорт.

Вектор для каждого из 1163 мероприятий в рамках Национальных проектов был закодирован следующим образом:

- бинарные переменные срока (по годам);
- фактически/Запланированная выполненная доля (определяется значением ключевой метрики мероприятия);
- фактическое/запланированное финансирование;
- бинарные переменные типа результата.

Соответственно, в блочной модели сверточные блоки группируют изменяющиеся во времени закодированные мероприятия в одну компоненту, подающуюся далее в полносвязную сеть.

Для основной выборки выделены 52 макроэкономических фактора, при этом для каждого из прогнозируемых индикаторов национальных целей сформирован индивидуальный набор из 7-12 факторов на основе проведенного анализа международной и российской литературы. Вторая часть базы данных, характеризующая расходы на реализацию мероприятий федеральных проектов используется аналогичным образом.

2.3. Калибровка прототипа модельного комплекса для альтернативных вариантов архитектуры

Для проведения оценок влияния на динамику индикаторов, характеризующих достижение национальных целей развития России с учетом использования индивидуальных макроэкономических факторов для прогнозируемых индикаторов были рассмотрены следующие модельные комплексы, которые можно сгруппировать по одному критерию – размерность вектора зависимой переменной – количество одновременно предсказываемых показателей, характеризующих достижение национальных целей:

1. Модели с единичной зависимой переменной:
 - 1.1 Ridge, Lasso – регрессии;
 - 1.2 Метод опорных векторов (SVM);
 - 1.3 Catboost реализация градиентного бустинга на деревьях (далее CBS);
 - 1.4 Многослойный перцептрон (далее NNS);
 - 1.5 Сверточная нейронная сеть (далее CNNS).
2. Модели с несколькими зависимыми переменными:
 - 2.1 Catboost реализация градиентного бустинга на деревьях (далее CBM);
 - 2.2 Многослойный перцептрон (далее NNM);
 - 2.3 Сверточная нейронная сеть (далее CNNM).

Важным отличием для моделей с единичной зависимой переменной является то, что факторы из базы данных для каждого индикатора достижения национальных целей были подобраны индивидуально, что подробно рассматривалось в разделе, посвященном описанию базы данных. Для множественных моделей использовалась матрица ковариат целиком, рассмотренная в подразделе, посвященном базе данных.

Процедура обучения, подбора гиперпараметров и валидации для всех моделей была построена по следующей схеме:

- 1) Разделение выборки на три части расширяющимся окном: отложенная выборка – последние доступные 12 месяцев, тренировочная выборка (все доступные данные до тестовой даты), а последние 2 месяца, доступные в тренировочной выборке – под подбор гиперпараметров. Такое разделение обусловлено ограничениями в данных (короткий временной ряд, ограниченность и «шоковый характер» данных по группам государственных расходов).
- 2) Гиперпараметры для моделей подбираются на первой итерации – на этапе, когда предсказывается первое значение в тестовой выборке.
- 3) Далее итеративно модель обучалась и делала предсказание на 1 период вперед, затем по полученным таким образом результатам считались метрики качества ошибок MAPE, MSE и значения векторов Шепли, где это возможно.

В зависимости от архитектуры модели выбирались способы для отбора оптимального сочетания гиперпараметров. Для нейронных сетей использовался HyperBand (Li et al., 2018) из KerasTuner, для остальных – поиск параметров по сетке (или grid search). Более подробно информация о пространстве гиперпараметров представлена в таблицах ниже.

Таблица 3 – Параметры для поиска по сетке для градиентного бустинга

Параметр	Градиентный бустинг (одиночный)	Градиентный бустинг (множественный)
Objective	RMSE	MultiRMSE
Iterations	500-900	500-900
Depth	3-6	3-6
L2 leaf reg	0.01-10	0.01-10

Примечание – Источник: расчеты авторов.

Необходимо отметить, что такие параметры были выбраны исходя из необходимости борьбы с потенциальным переобучением.

Таблица 4 – Параметры для поиска по сетке SVM

Параметр	SVM
Ядро	Линейное, RBF
Tol	0.00001 – 10
C	0.001 – 1
Epsilon	0.0001 – 1
Gamma	0.001 – 10

Примечание – Источник: расчеты авторов.

Таблица 5 – Параметры сетки для Ridge/Lasso

Параметр	RIDGE	LASSO
Alpha	10^{-8} - 1	10^{-8} - 1
Tol	0.001 - 10	0.001 - 10
Max iter	2000-3000	2000-3000

Примечание – Источник: расчеты авторов.

Таблица 6 – Параметры для полносвязной нейросети

Архитектура	Количество Dense слоев $\in [1, 3]$ Количество нейронов на слое $\in [2, 64, step = 2]$ Функция активации нейронов $\in [«\tanh», «sigmoid»]$ L1 регуляризация на каждый выход нейрона с параметром $\lambda \in [1e-4, 1]$ Dropout rate после каждого слоя $\in [0, 0.25]$ Выходной слой: 1 или N нейронов с линейной функцией активации
Компиляция	Оптимизатор Adam с LR $\in [1e-4, 1e-2]$ Loss $\in [MSE, MAE, MSLE, MAPE]$
Оптимизация гиперпараметров	Метрика: Objective = VAL_MSE Фиксированная инициализация весов: Seed = 1 Максимальное кол-во моделей: num_trials = 100 Число эпох для каждой тестовой модели: max_epochs = 9

Примечание – Источник: расчеты авторов.

Можно заметить, что параметров для оптимизации в нейронных сетях существенно больше, чем в других алгоритмах машинного обучения – это один из недостатков данного подхода. Также вместе с большим количеством параметров растет потребность в большем количестве данных (которые желательно иметь с некоторой гомогенностью).

Таблица 7 – Параметры для построения сверточной нейросети

Архитектура	<p>1-2 слоя: Conv1D с числом фильтров $\in [7, 64, \text{step}=4]$ 3-5 слоя опционально: Dense с числом нейронов $\in [4, 32, \text{step}=2]$ Функция активации нейронов $\in [\text{«tanh»}, \text{«sigmoid»}, \text{«relu»}, \text{«elu»}]$ L1 регуляризация на каждый выход нейрона с параметром $\lambda \in [1e-6, 1]$ Dropout rate после каждого слоя $\in [0, 0.25]$ Выходной слой: 1 или N нейронов с линейной функцией активации</p>
Компиляция	<p>Оптимизатор $\in [\text{Adam}, \text{SGD}, \text{RMSprop}]$ LR $\in [1e-4, 1e-2]$ Оптимизатор Loss $\in [\text{MSE}, \text{MAE}, \text{MSLE}, \text{MAPE}]$</p>
Оптимизация гиперпараметров	<p>Метрика: Objective = VAL_MSE Фиксированная инициализация весов: Seed = 1 Максимальное кол-во моделей: num_trials = 100 Число эпох для каждой тестовой модели: max_epochs = 9</p>

Примечание – Источник: расчеты авторов.

3. Анализ результатов оценки влияния на динамику индикаторов, характеризующих достижение национальных целей развития России

В настоящем разделе представлены результаты оценки влияния различных факторов и реализации мероприятий национальных проектов на динамику индикаторов, характеризующих достижение национальных целей развития России. Как отмечалось в предыдущих разделах, рассматриваются результаты с точки построения качества моделей для соответствующих индикаторов национальных целей, их краткосрочный прогноз, а также результаты анализа взаимосвязанности расходов на реализацию федеральных проектов и их влияние на национальные цели развития.

3.1. Анализ результатов моделирования динамики отдельных индикаторов национальных целей развития

Для построения моделей динамики национальных целей развития, как было рассмотрено в разделе, посвященном базе данных, используемой в исследовании, рассматривалось 8 соответствующих индикаторов национальных целей. В Таблица 8 представлены результаты оценивания моделей и ошибка – среднее абсолютное процентное отклонение.

Таблица 8 – Результаты оценки моделей для индикаторов национальных целей развития
МАРЕ ДЛЯ КОМПЛЕКСА МОДЕЛЕЙ

	CBM	CBS	CNNM	CNNS	LASSO	NNM	NNS	Ridge	SVM
Естественный прирост населения	0,365	0,197	5,834	5,130	42,591	50,271	7,391	277,550	0,177
Ожидаемая продолжительность жизни при рождении	0,001	0,000	0,001	9,165	0,001	0,001	0,001	0,174	0,001
Реальные располагаемые денежные доходы	0,109	0,039	0,192	0,579	6,338	0,531	0,708	3,898	0,171
Уровень бедности	0,005	0,005	0,004	0,007	0,024	0,023	0,008	0,436	0,005
Объем жилищного строительства	0,163	0,190	0,197	0,855	0,768	0,928	0,722	4,047	0,269
Индекс физического объема инвестиций в основной капитал	0,283	0,073	0,456	0,770	0,712	0,884	134,623	14,675	3,646
Миграционный прирост населения	0,671	0,742	0,771	44946,335	60,893	2,766	368,258	30,838	5,808
Индекс ВВП	0,041	0,036	0,042	0,047	0,142	0,153	0,057	0,842	0,456

Примечание – Источник: расчеты авторов.

Важное замечание заключается в том, что при наличии небольших истинных значений (близких к 0) ошибка MAPE имеет тенденцию принимать весьма большие значения, однако для сравнения ее использовать можно, так как сравниваемые модели находятся в равных условиях.

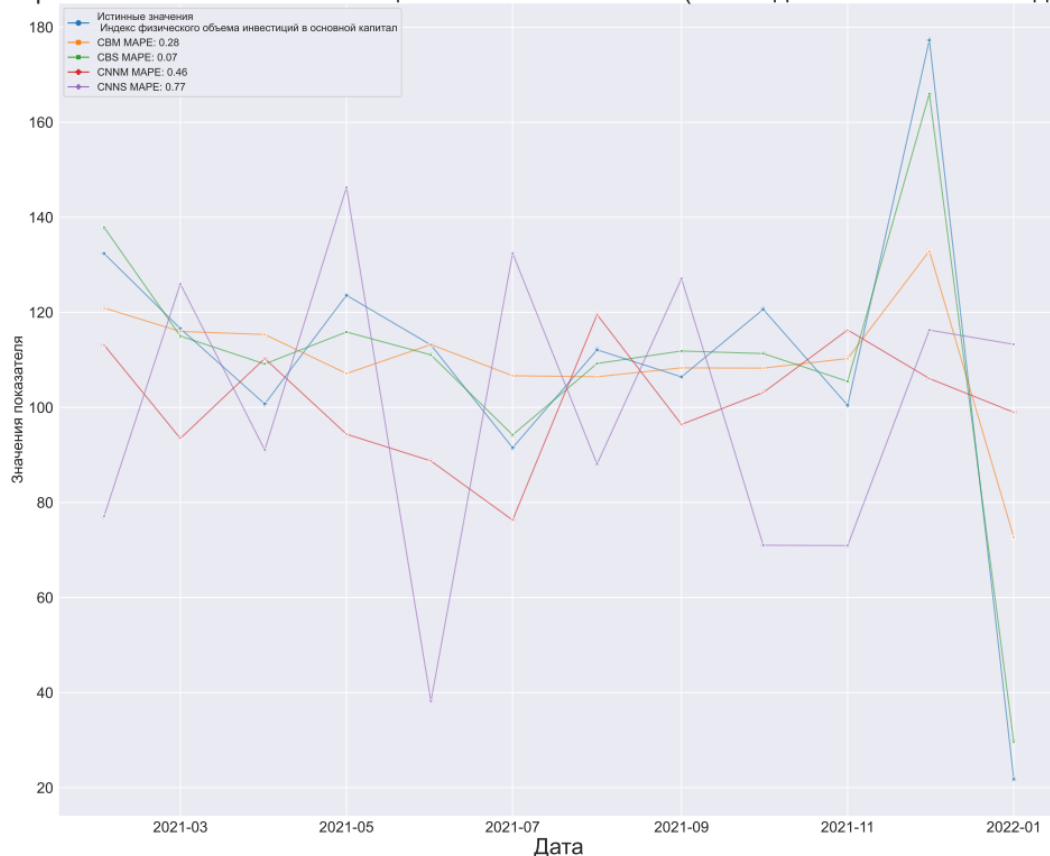
Проведя сравнительный анализ качества построенных моделей и полученных результатов, можно сделать следующие выводы:

- индивидуальный подход к отбору факторов почти во всех случаях (6/8 случаев) дает наименьшее значение ошибки. Там, где мульти-индикаторные модели показывают себя лучше, есть ненулевая вероятность того, что модель идентифицировала ложную корреляцию между зависимыми переменными и ковариатами;

- модели на основе градиентного бустинга (CBM/CBS) смогли показать наилучший результат в абсолютном большинстве случаев (7/8) в сравнении с другими архитектурными решениями, благодаря своим свойствам и особенностям в данных (разреженность и большая размерность), работа с которыми для алгоритмов, не основанных на решающих деревьях, вызывают сложности.

Для более наглядного представления можно рассмотреть соответствующие визуализации для результатов работы наиболее точных моделей на тестовой выборке (2021), представленные на рисунке 7.

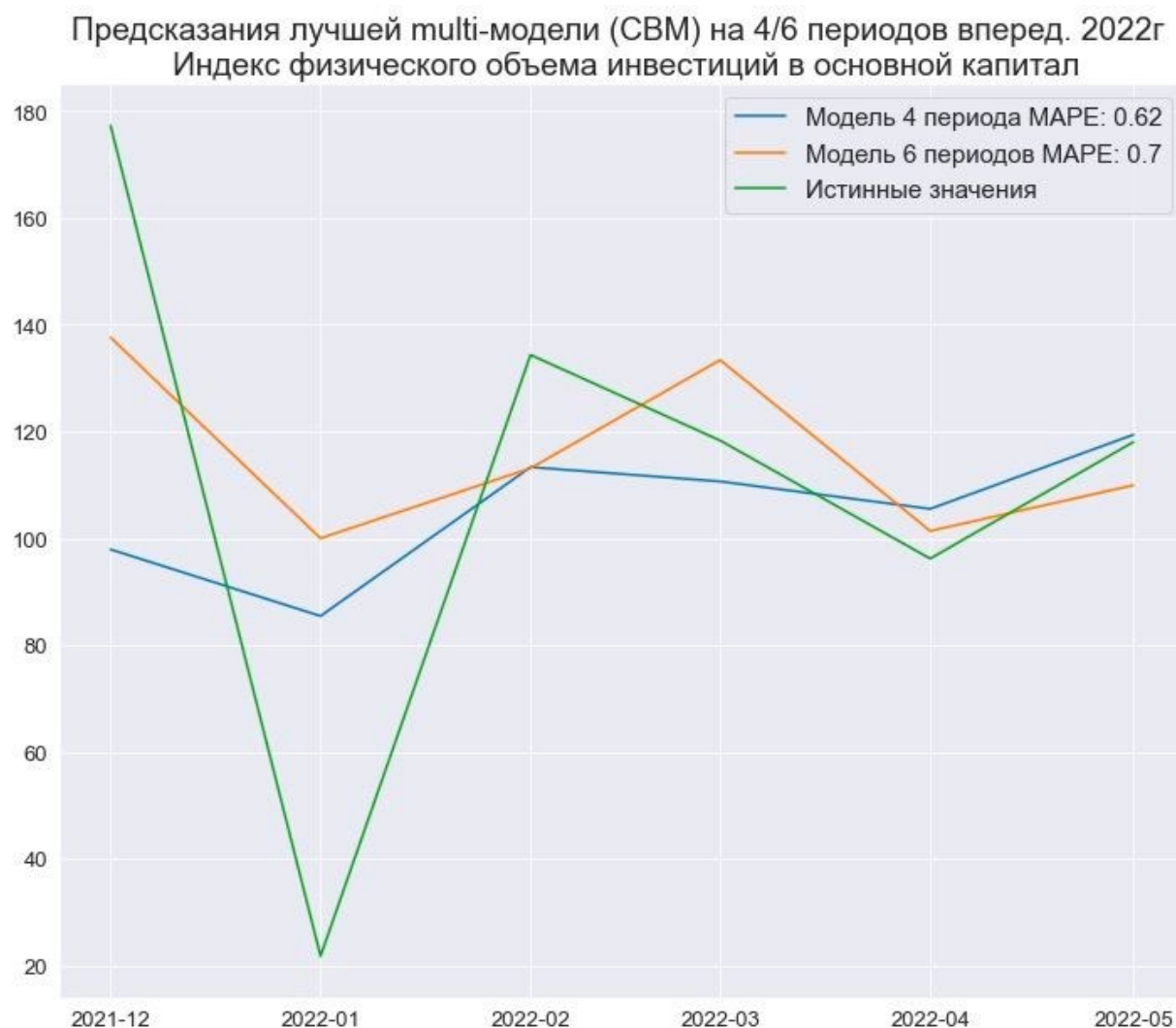
Индекс физического объема инвестиций в основной капитал (Без моделей с наибольшей дисперсией)



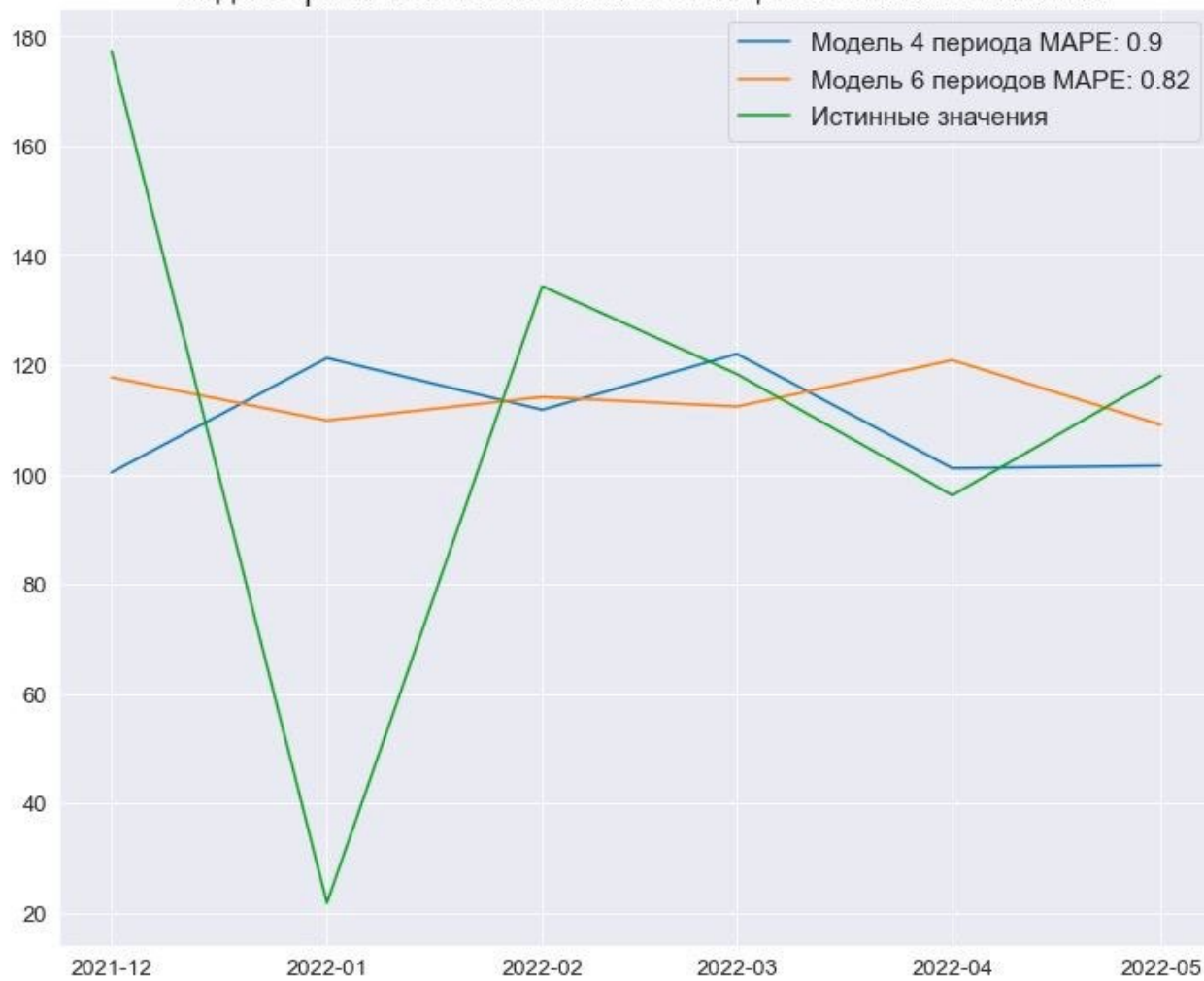
Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 7. Результат работы лучших моделей на тестовой выборке

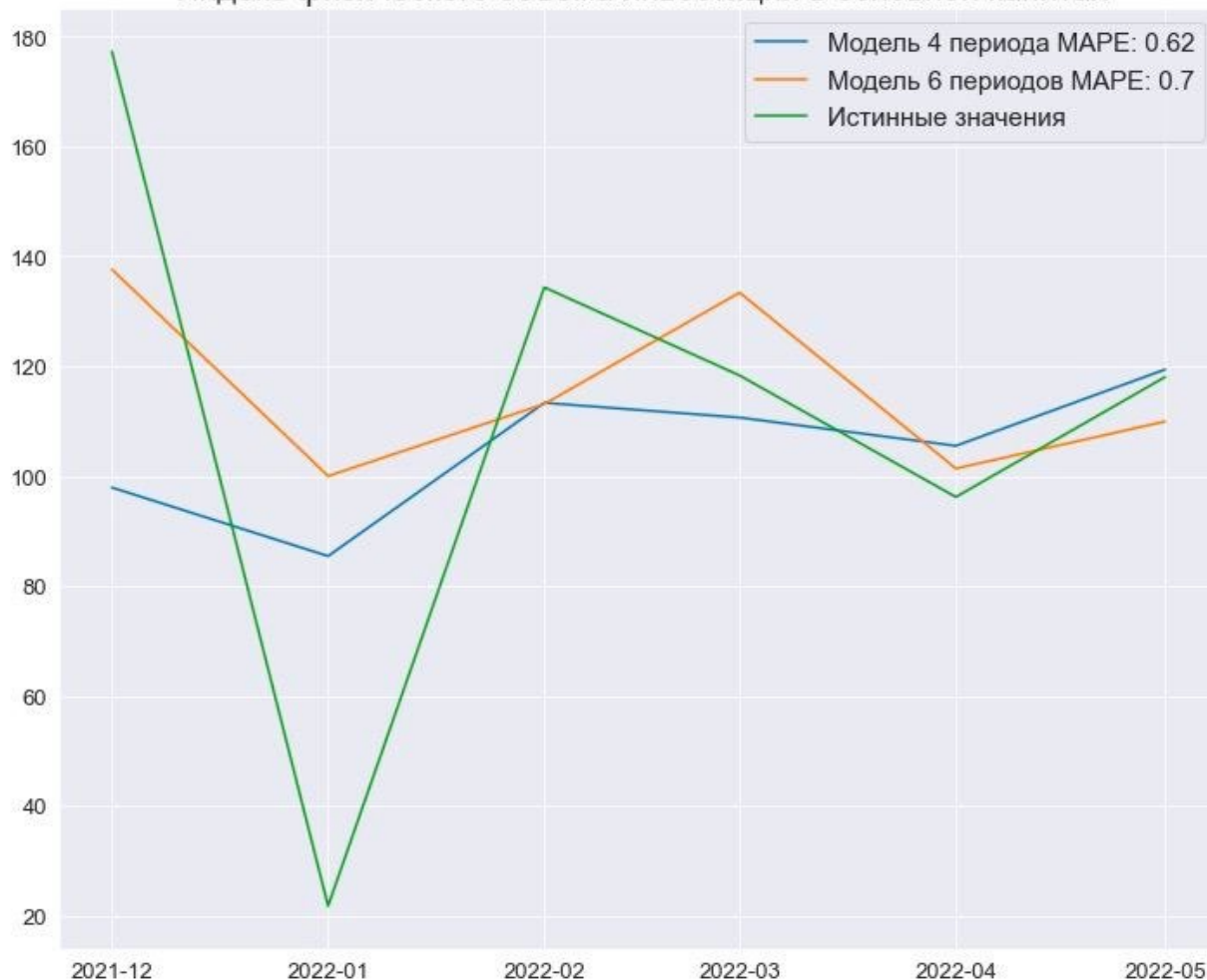
На рисунке 7 можно заметить, что с некоторыми индикаторами модели справляются достаточно хорошо, однако при воздействии внешних шоков и высокой чувствительности зависимых переменных к этим шокам прогнозы несколько теряют в своей точности. Для иллюстрации данного утверждения предлагается рассмотреть прогнозы лучших архитектур на первую половину 2022 года.



Предсказания лучшей модели (CBS) на 4/6 периодов вперед. 2022г
Индекс физического объема инвестиций в основной капитал



Предсказания лучшей multi-модели (СВМ) на 4/6 периодов вперед. 2022г
Индекс физического объема инвестиций в основной капитал



Примечание – Источник: расчеты авторов.

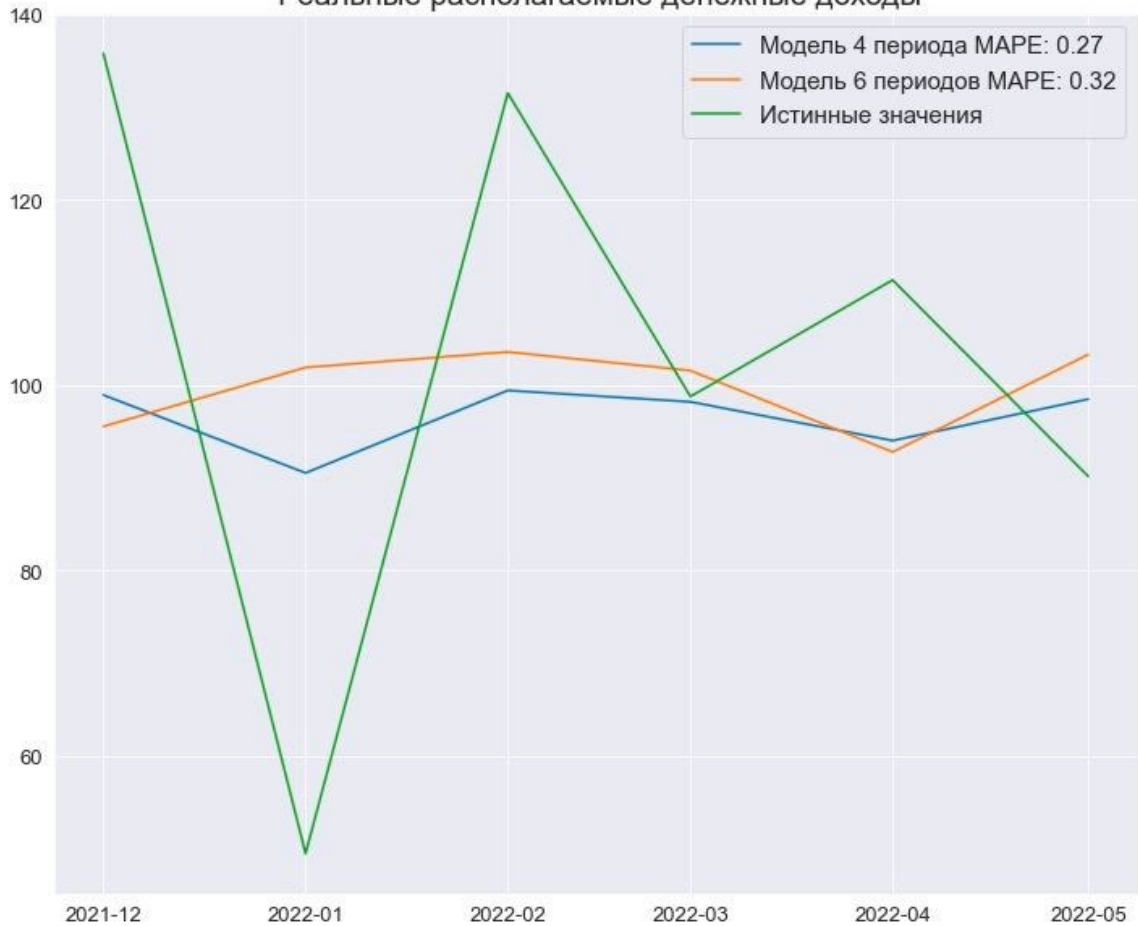
Рис. 8. Вневыборочный прогноз на 2022 год

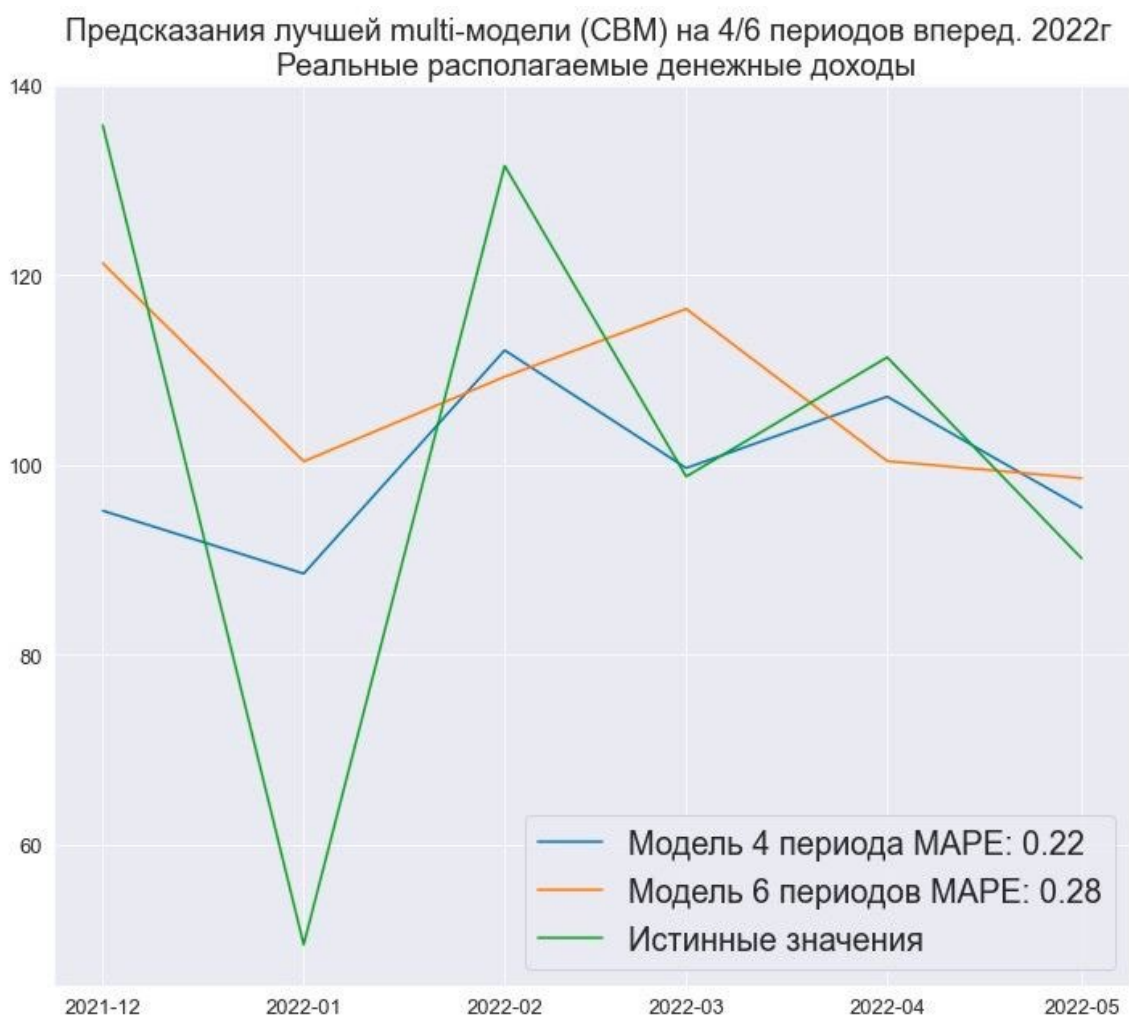
Важно отметить, что это полученные результаты характерны не только для одного индикатора. Существует еще один индикатор, данные по которому были восполнены с учетом сезонности, то есть подразумевается и статистически подтверждается тот факт, что существовал некоторый устойчивый паттерн, который был нарушен в результате внешних достаточно сильных шоков. Данные шоки негативно сказались на качестве прогнозов для будущих периодов с учетом наличия существующих проблем, однако качественный подбор ковариат, по которым имеются хорошие достоверные данные, поспособствовали модели CBS выдать отличный по метрикам результат на тестовом 2021 году (судя по значению метрики MAPE).

Реальные располагаемые денежные доходы (Без моделей с наибольшей дисперсией)



Предсказания лучшей модели (CBS) на 4/6 периодов вперед. 2022г
Реальные располагаемые денежные доходы



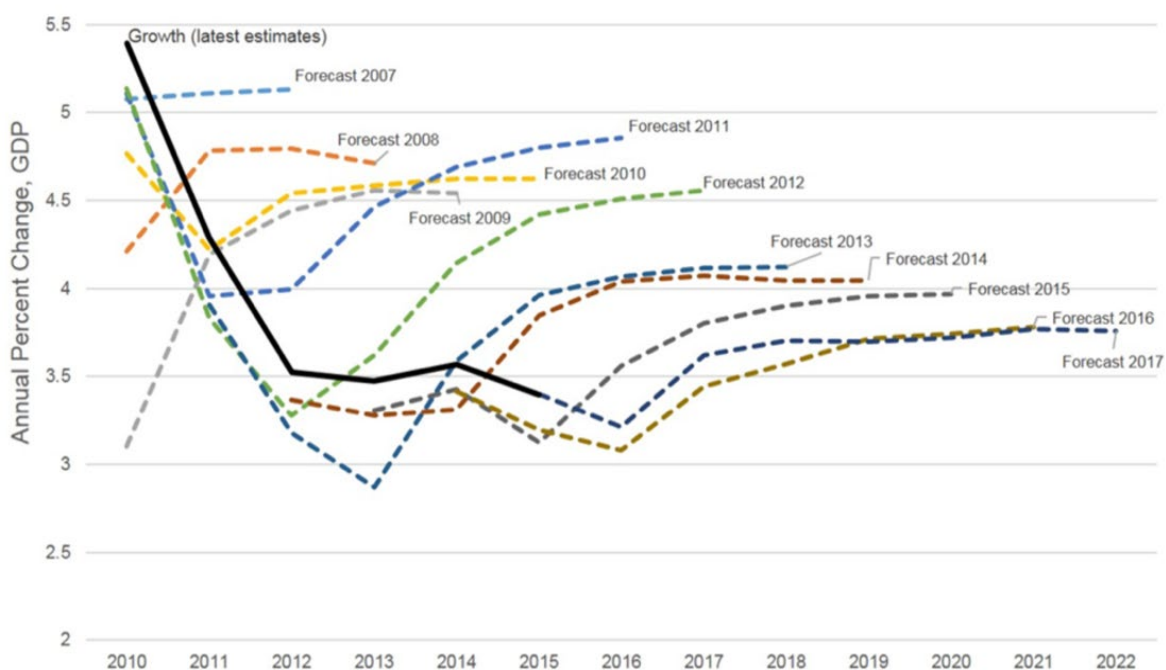


Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 9. Прогнозы моделей. Реальные располагаемые доход

На рисунке показаны результаты только лучших моделей. Но если взглянуть на весь модельный набор и их ответы на тестовом периоде, то вопрос о качественных (достоверных и актуальных, достаточно глубоко уходящих в прошлое) данных снова возникнет, так как даже самые нечувствительные к переобучению модели (ввиду небольшого количества параметров и простоты получения оценок) показывают огромную дисперсию в прогнозах по причине того, что изменилась структура в данных, их свойства и распределения, которые модели и стараются предсказать. Для решения имеющейся проблемы необходимо подождать, чтобы накопился достаточно длинный временной ряд, а ограничения имеющейся базы данных в виде отсутствия месячной динамики для ряда факторов были устранены каким-либо из возможных способов. Для показателей национальных проектов возможно предоставление дополнительных данных по динамике показателей с достаточно длинной историей, в том числе до начала реализации национальных проектов, и отражающих их фактическое исполнение.

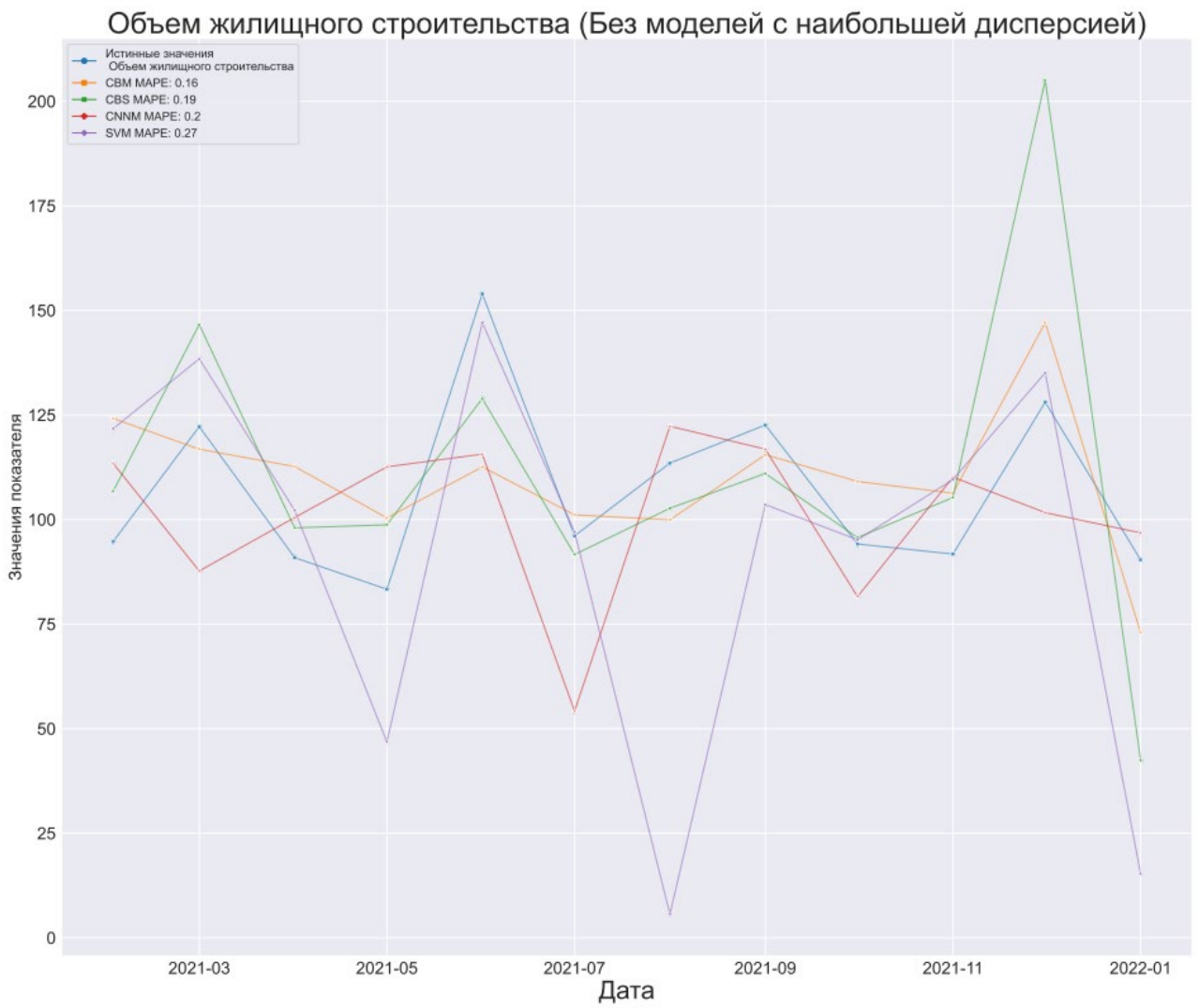
Необходимо отметить проблему долгосрочных прогнозов – с увеличением горизонта прогнозирования значительно увеличивается ошибка прогноза, которая накапливается за рассматриваемый период.



Примечание – Источник: МВФ, WEO 2017.

Рис. 10. Неточность долгосрочных прогнозов

Теоретическим обоснованием роста ошибки прогноза со временем в математических моделях может послужить описание расчета доверительного интервала прогноза и прогнозного интервала, согласно которым прогнозный интервал всегда выходит «шире» доверительного интервала для математического ожидания. Такая ситуация может быть продемонстрирована на основе прогнозов для индикатора «Объем жилищного строительства».



Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 11. Сравнение предсказаний моделей в 2021 и 2022 гг

Одним из решений проблемы с недостатком данных могло бы быть их синтезирование с помощью моделей глубокого обучения генеративно-сопоставительных сетей (Generative adversarial network, GAN). Данная архитектура представляет из себя набор двух нейронных сетей, в которой одна нейросеть создает образцы, похожие на исходные данные, из шума, а вторая – старается отличить, где настоящий исходный массив данных, а где – созданный искусственно.

На данный момент существует решение для генерации табличных данных на основе предложенной архитектуры TabularGAN (Xu et al., 2018), однако нейронная сеть остается нейронной сетью, у которой сохраняются все ограничения, которые были представлены выше (в том числе и потребность в большом количестве данных). Также проблемой данного подхода является то, что модель на небольшом количестве наблюдений может переобучиться и выдавать данные, мало информативные и по большому счету представляют собой скопированные строчки. При этом более важной является проблема усугубления ложных связей, если на таких данных обучать модели. Также дополнительно можно отметить проблемы с неустойчивыми результатами тренировки и генерации этих данных и отсутствием качественной метрики для оценивания результатов работы алгоритмов. В среднем, модели, обученные на данных, полученных при помощи синтетических методов, ухудшили свои метрики на 1% по величине ошибки MAPE, однако было замечено, что на менее волатильных и подверженных внешним шокам индикаторах ситуация несколько лучше.

Подводя итоги по данному разделу, можно прийти к выводу, что наличие достаточного количества исторических наблюдений по используемым факторам и большая степень устойчивости к шокам как самих индикаторов национальных целей, так и зависимых переменных (факторов) поспособствовало бы улучшению предсказательных способностей моделей (в особенности таких как градиентный бустинг и нейросетевые архитектуры).

Для работы с разнородной (гетерогенной) матрицей ковариатов наилучшим решением в плане точность/эффективность/скорость являются модели Catboost как индивидуальные, так и мульти-индикаторные. Настоящие макроэкономические показатели и данные по расходам и выполнению национальных проектов проблематично воспроизвести достаточно качественно при помощи современных методов глубокого обучения. Причиной этому служит в особенности имеющихся данных – короткий временной ряд и большая размерность.

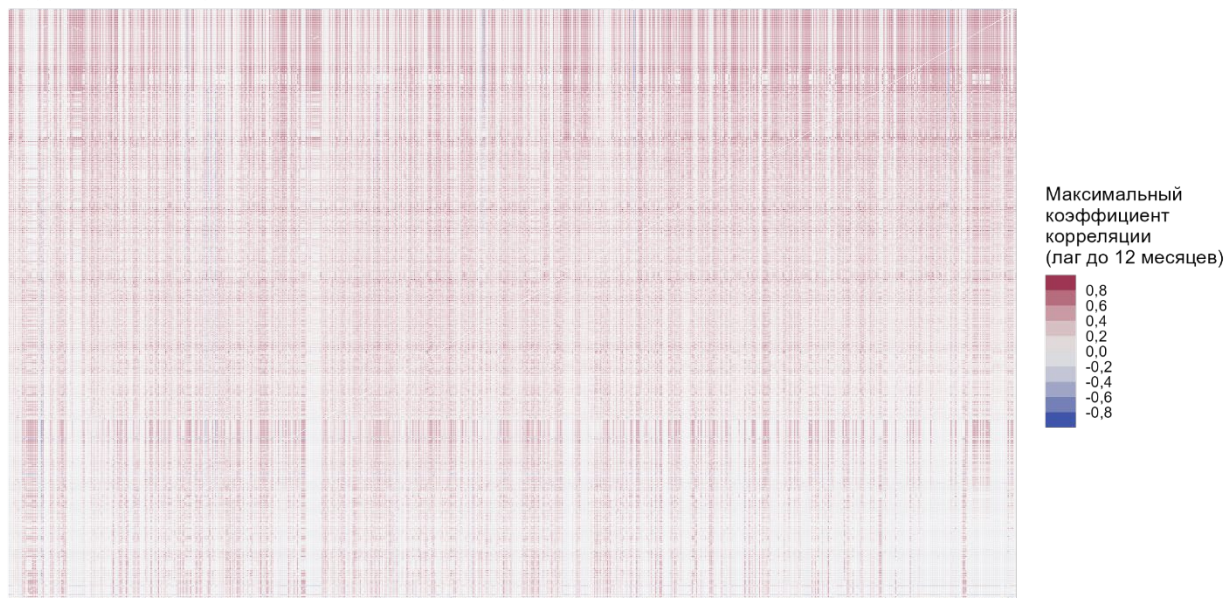
3.2. Анализ взаимосвязи расходов на реализацию национальных проектов и их влияния на реализацию национальных целей

3.2.1. Анализ коэффициентов корреляции между расходами по ЦСР, связанным с результатами нацпроектов

В настоящем подразделе рассмотрены результаты анализа на основе матрицы коэффициентов корреляции между расходами по ЦСР, связанным с результатами нацпроектов, для которых максимальная корреляция помесечных расходов рассматривалась с лагом до 1 года.

По итогам проведенного анализа были прежде всего выявлены связи между расходами на реализацию результатов национальных проектов. Общая матрица коэффициентов корреляции между расходами на реализацию национальных проектов представлена на рисунке 12.

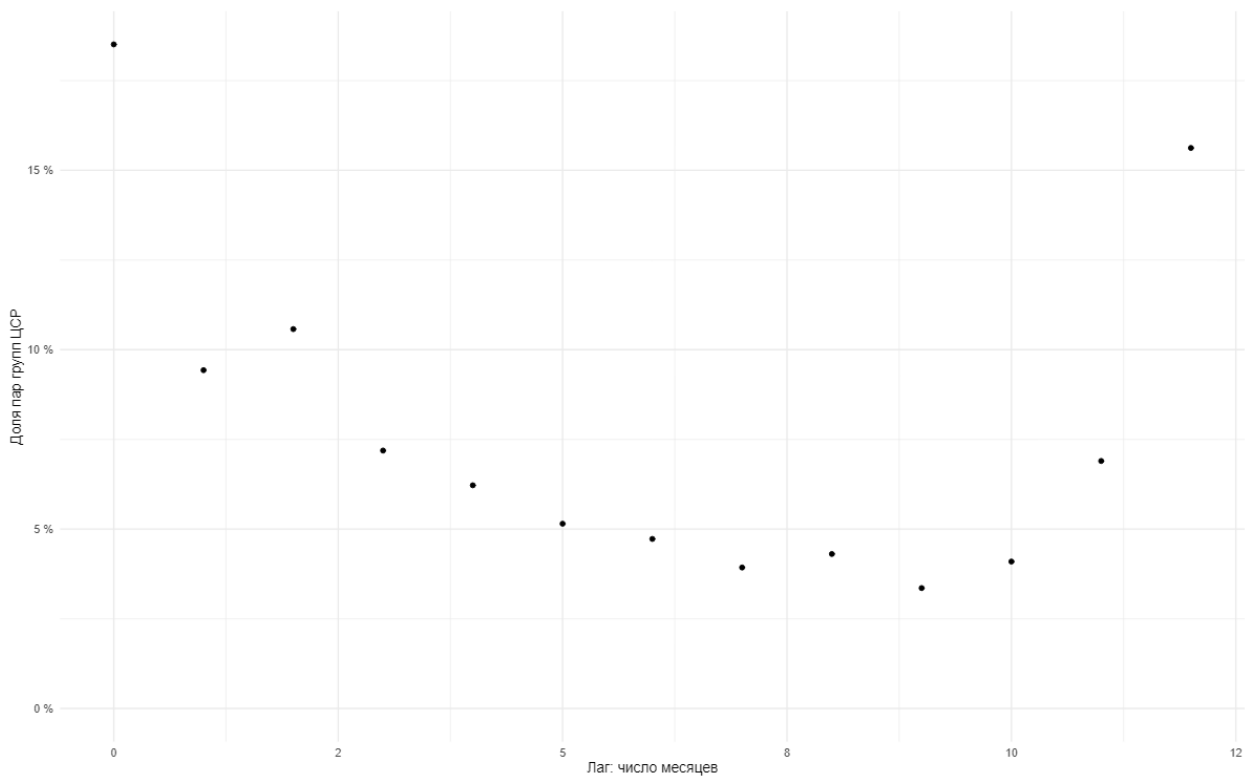
Корреляция между всеми связанными с нацпроектами группами ЦСР по исполнению федерального бюджета



Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 12. Матрица коэффициентов корреляции между расходами на результаты национальных проектов

Построенная матрица показывает, как прошлые расходы на одни результаты (строка) влияют на расходы по данному результату (столбец). Важно отметить, что у существенной части расходов на результаты нацпроектов связанный «ритм» исполнения ФБ для достижения различных результатов. Распределение «лага» связи между расходами по разным группам ЦСР представлено на рисунке 13.

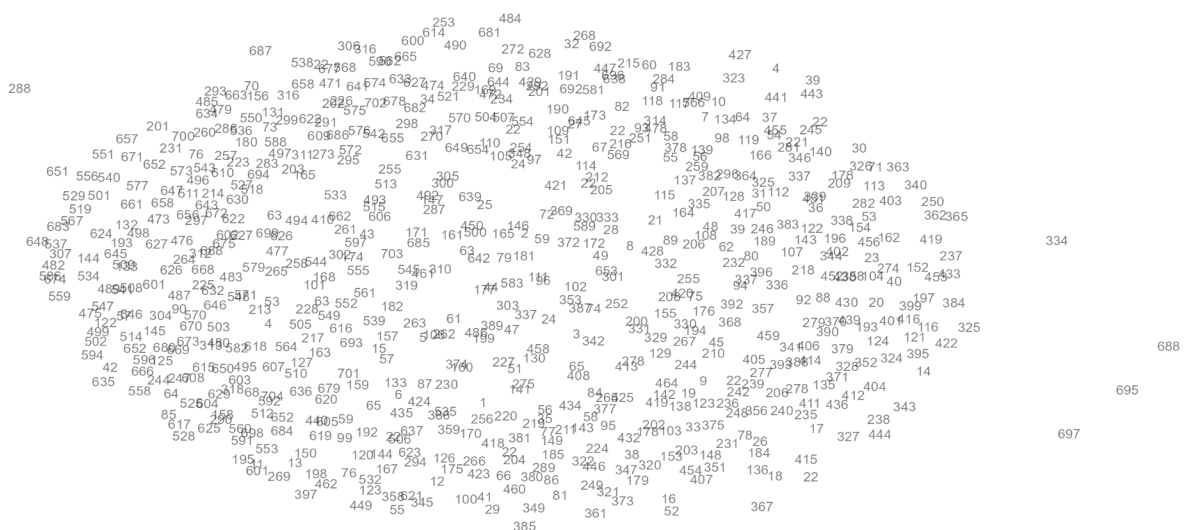


Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 13. Распределение «лага» связи между расходами по разным группам ЦСР

Можно отметить, что «лаг» распределен достаточно равномерно

Также можно рассмотреть альтернативный вариант визуализации, при котором чем дальше точки (ЦСР), тем меньше корреляция между ними (рисунок 14).



Примечание – Источник: расчеты авторов.

Рис. 14. Альтернативное представление: чем дальше точки (ЦСР) — меньше корреляция между ними

На рисунке 14 от основного облака оторваны следующие мероприятия:

- X Международный чемпионат «Абилимпикс» (отменен) (288);
- фильмовые материалы на цифровых носителях госфонда кино (334);
- сопровождение ФП «Экспорт продукции АПК» (688);
- центр ядерной медицины в Курчатовском институте (695);
- прототип импульсного источника нейтронов (697).

По результатам проведенного анализа можно сделать следующие выводы. Реализация расходов по большей части ЦСР, соответствующих результатам нацпроектов, оказывает самостоятельное влияние на достижение показателей НЦР, их влияние складывается, но не взаимно усиливается/ослабляется — результаты по влиянию на показатели НЦР обычно не связаны друг с другом.

Было выделено всего 112 пар ЦСР, во влиянии которых на достижение НЦР есть «синергия». Чаще всего совместное влияние («синергия») расходов на различные результаты проявляется в достижении целей, связанных с миграционным приростом (32): 1) господдержка субъектов РФ — участников НП «Производительность труда и поддержка занятости» и 2) льготное кредитование пр-ва высокотехн. продукции / возмещения кредитным организациям в связи с кредитами СМП на проекты в приоритетных отраслях по льготной ставке.

3.2.2. Связь индикаторов национальных целей со статьями расходов федерального бюджета из анализа результатов предиктивных моделей машинного обучения на основе значений H-статистики Фрийдмана

Одним из подходов к оцениванию взаимосвязей расходов и их совместном влиянии на значения целевых показателей (зависимых переменных) – индикаторов достижения Национальных Целей – можно назвать использование расчетных H-статистик Фрийдмана (Friedman et al., 2008). Величина данной статистики показывает, насколько переменная i влияет на таргет при условии того, что переменная j принимает какие-то значения. Такой подход и позволит оценить взаимосвязь расходов и их совместное влияние на значения индикаторов национальных целей. В частности, такой алгоритм очень удачно можно применить на алгоритме градиентного бустинга, так как последний показал:

- наилучшие предиктивные свойства (наименьшее значение метрики MAPE на тестовой выборке).
- алгоритм градиентного бустинга на деревьях отобрал в качестве важных (по значениям Шепли) достаточно логичные с точки зрения экономической интуиции и логики признаки (с некоторыми оговорками).

Для того, чтобы эта статистика была применима, необходимо, чтобы данные в моделях и результаты модели соответствовали определенным критериям:

1) Переменные со значимыми эффектами (влиянием на ответ модели) могут быть использованы для расчета H-статистики. Данное требование можно считать удовлетворенным, так как данные по расходам имеют достаточно большую дисперсию в своих значениях, которую модель не может игнорировать (это видно по графикам предсказаний – разброс большой у некоторых моделей из ансамбля). Более того, теоретически эти влияния обусловлены предыдущими исследованиями и подкреплены теорией. Однако стоит помнить, что одни могут влиять более сложными косвенными механизмами, которые не всегда возможно уловить.

2) Проведение контроля за сильной корреляцией факторов. Этот пункт не так однозначен, потому что корреляции могут нести осмысленный характер и согласно специфике задачи просто убрать сильно коррелирующие признаки нельзя. Однако это можно попробовать проконтролировать, отобрав нужные факторы, а также проверить полученные результаты на согласованность с экономической интуицией.

После проведения расчетов, которые проходили по следующей схеме:

- для каждого индикатора достижения Национальных целей строилась модель на основе градиентного бустинга над решающими деревьями (индивидуальная);
- для такой модели и набора расходов строились h-статистики;
- для набора зависимых переменных удалось получить порядка 112 пар ЦСР, для остальных пар – этих значений по одной из двух причин, которые были указаны выше.

Можно сделать вывод, что реализация расходов, соответствующих результатам национальных проектов, оказывает самостоятельное независимое влияние на достижение целевых показателей (их эффект на достижение преимущественно складывается, а не усиливается или ослабляется ввиду отсутствия связности, как правило, между ЦСР).

Чаще всего совместное влияние расходов на результаты проявляется в результатах по индикатору прироста населения (миграционной составляющей). Например, 1) господдержка субъектов РФ — участников НП «Производительность труда и поддержка занятости» и 2) льготное кредитование пр-ва высокотехн. продукции / возмещения кредитным организациям в связи с кредитами СМП на проекты в приоритетных отраслях по льготной ставке.

Важным результатом положительным проведенного анализа можно считать тот факт, что моделям и статистическим методам удалось выявить действительно значимые и потенциально возможные трехсторонние связи между парой расходов ЦСР и индикаторами достижения Национальных целей. Однако требования к методу оценивания и сами результаты еще более ярко подсветили проблему наличия достоверной и максимально полной базы данных, на которой можно обучать модели (например, добавление отличных от расходов параметров выполнения национальных проектов). Решение этого вопроса позволит предоставить пространство и возможности для построения сложных и точных прогнозных моделей, строго обоснованных теорий, а также потенциально даст возможность «очистить» полученные статистики от нелогичных и действительно противоречивых пар ЦСР и расчетных значений (удовлетворение предпосылок для построения h-статистик), чего открытые данные, как показывает практика, дать в полной мере не могут. Для этого необходимо собрать достаточно длинный ряд (1 – 2 года при наличии помесечных данных) в условиях последующей после шока и структурных изменений стабилизации экономической конъюнктуры. Также стоит отметить, что важно учитывать «шоковый» характер в динамике прогнозируемых и анализируемых индикаторов.

Заключение

Настоящее исследование посвящено разработке подхода к формированию математической модели количественной и качественной оценки достижения национальных целей развития Российской Федерации. С учетом проанализированного множества моделей и комплексного характера решаемой задачи, были выделены следующие ключевые требования к разрабатываемым подходам и моделям количественной и качественной оценки достижения национальных целей развития:

- учет нелинейных взаимосвязей, асимметрии и неявных зависимостей между индикаторами НЦР, макроэкономическими факторами и мероприятиями национальных (федеральных) проектов;
- возможность учета большого объема данных, в том числе качественных (описательных, текстовых) параметров мероприятий;
- унификация подхода к оценке эффектов от разных типов мероприятий национальных проектов для различных индикаторов НЦР;
- возможность построения высокоточных прогнозов динамики показателей с учетом реализации мероприятий национальных проектов и других программных документов;
- возможность декомпозиции влияния мероприятий на динамику индикаторов НЦР.

Проведен детализированный анализ различных групп подходов к решению задачи по построению моделей для оценки достижимости НЦР на теоретическом и эмпирическом уровне, подробно были рассмотрены три группы моделей:

- 1) Экспертные опросы и модели, включая вопросы корректного моделирования соответствующих опросов, формирования мотивации экспертов и соответствующую обработку полученных результатов.
- 2) Факторные модели, которые предусматривают построение отдельной эконометрической модели для каждого мероприятия (проекта) или их группы, схожей по механизмам влияния на НЦР.
- 3) Методы машинного обучения, включая методы снижения размерности (метод главных компонент, LASSO, ridge-регрессия, и другие), а также нейронные сети (полносвязные, сверточные, комбинированные архитектуры).

Для проведения оценок и построения моделей оценки достижимости национальных целей были отобраны 8 индикаторов национальных целей, по которым, во-первых, на основе анализа международного опыта были сформированы наборы макроэкономических

факторов, оказывающих на них влияние, во-вторых, в открытых статистических источниках были найдены соответствующие временные ряды за выбранный период времени (2012 - 2022) и, в-третьих, ряды за выбранный период времени, по которым в соответствии с Указом 474 предполагается значимые изменения индикаторов. Из рассмотрения были исключены «качественные» индикаторы достижения национальных целей, например, по развитию гармоничной личности или месту РФ по уровню среднего или высшего образования. Собранный база данных была дополнена открытыми данными Минфина России о расходах на реализацию мероприятий федеральных проектов. Таким образом, для рассматриваемых модельных комплексов в качестве входящих данных использовалась как информация о макроэкономических факторах, влияющих на соответствующие индикаторы национальных целей, так и информация о финансировании мероприятий федеральных проектов, чтобы учесть их влияние на соответствующие индикаторы.

Для решения поставленных в ходе научно-исследовательской работы задач рассмотрено большое количество вариантов моделей и их архитектур, включая модели с единичной зависимой переменной (Ridge, Lasso – регрессии, метод опорных векторов, реализация градиентного бустинга на деревьях, многослойный перцептрон, сверточная нейронная сеть, а также модели с несколькими зависимыми переменными (реализация градиентного бустинга на деревьях, многослойный перцептрон и сверточная нейронная сеть. Построенные модели были отсортированы по показателю среднего абсолютного процентного отклонения. Проведя сравнительный анализ качества построенных моделей и полученных результатов, можно сделать следующие выводы:

- индивидуальный подход к отбору факторов для каждого индикатора НЦР почти во всех случаях (6/8 случаев) позволяет получать наименьшее значение ошибки. В случаях, где мульти-индикаторные модели показывают себя лучше с точки зрения минимизации относительной ошибки, есть ненулевая вероятность того, что модель идентифицировала ложную корреляцию между зависимыми переменными и ковариатами;

- модели на основе градиентного бустинга смогли показать наилучший результат в абсолютном большинстве случаев (7/8) в сравнении с другими архитектурными решениями, благодаря своим свойствам и особенностям в данных (разреженность и большая размерность), работа с которыми для алгоритмов, не основанных на решающих деревьях, вызывают сложности.

С использованием выбранных моделей были построены вневыборочные прогнозы для отдельных индикаторов национальных целей развития на 2022 год. Можно отметить,

что с некоторыми индикаторами модели справляются достаточно хорошо, однако при воздействии внешних шоков и высокой чувствительности зависимых переменных к этим шокам прогнозы несколько теряют в своей точности.

На основе собранных данных по расходам на реализацию мероприятий федеральных проектов была проведена оценка возможной взаимосвязанности мероприятий национальных проектов с точки зрения расходов по целевым статьям расходования (ЦСР), обеспечивающих результаты нацпроектов на основе двух подходов. Первый – анализ матрицы коэффициентов корреляции между расходами по ЦСР, связанными с результатами нацпроектов, где рассматривалась максимальная корреляция помесечных расходов с лагом до 1 года и были выявлены связи между расходами на реализацию результатов федеральных проектов, а также получилось выделить связанный «ритм» реализации, при этом временной лаг («задержка») связи между расходами по разным группам ЦСР распределен достаточно равномерно. Также было отмечено, что на расходы на другие результаты в сфере национальной экономики слабее всего влияют расходы на опросы, подготовку тренеров для обучения целевых групп, экологические вопросы, поддержку МСП. Затраты на электронный документооборот, сопровождение федеральных проектов ожидаемо слабо зависят от других результатов.

В рамках второго подхода рассматривались Н-статистики Фридмана из прогнозных моделей для различных индикаторов, характеризующих достижение НЦР. Полученные результаты показали, что реализация расходов по большей части ЦСР, соответствующих результатам нацпроектов, оказывает самостоятельное влияние на достижение показателей НЦР, таким образом значимого взаимного влияния расходов на реализацию мероприятий федеральных проектов выявлено не было.

Подводя итог, построение количественных моделей для национальных целей развития позволило рассмотреть различные группы моделей, выделить их преимущества и недостатки. Для выбранного класса моделей машинного обучения – проанализировать влияние макроэкономических факторов, а также реализации мероприятий федеральных проектов на достижение НЦР. На основе полученных моделей построены краткосрочные прогнозы для отдельных индикаторов НЦР, а также проведен анализ влияния расходов на федеральные проекты на достижение национальных целей (в т.ч. взаимное). Стоит отметить, что для улучшения качества построенных прогнозных моделей необходимо значительное расширение используемых данных, как с точки зрения прогнозной, так и ретроспективной динамики целевых показателей национальных и федеральных проектов.

Благодарности

Препринт подготовлен на основе материалов научно-исследовательской работы, выполненной в соответствии с государственным заданием РАНХиГС при Президенте Российской Федерации.

Список использованных источников

1. // Указ Президента России «О национальных целях развития России до 2030 г.» № 474: [сайт]. [2020]. URL: <http://www.kremlin.ru/events/president/news/63728> (дата обращения: 08.08.2020).
2. Отчетность по исполнению бюджетов // Федеральное казначейство. 2022. URL: <https://roskazna.gov.ru/ispolnenie-byudzhetrov/> (дата обращения: 01.09.2022).

**В СЕРИИ ПРЕПРИНТОВ
РАНХиГС РАССМАТРИВАЮТСЯ
ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ
И ПРАКТИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ
К СОЗДАНИЮ, АКТИВНОМУ
ИСПОЛЬЗОВАНИЮ
ВОЗМОЖНОСТЕЙ
ИННОВАЦИИ В РАЗЛИЧНЫХ
СФЕРАХ ЭКОНОМИКИ
КАК КЛЮЧЕВОГО УСЛОВИЯ
ЭФФЕКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ**



РАНХиГС

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАРОДНОГО ХОЗЯЙСТВА
И ГОСУДАРСТВЕННОЙ СЛУЖБЫ
ПРИ ПРЕЗИДЕНТЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ