

РЕГИОНАЛЬНАЯ И ОТРАСЛЕВАЯ ЭКОНОМИКА

Научная статья

УДК 338.43

doi: 10.46845/2073-3364-2026-0-2-91-113

Сценарное моделирование динамики показателей АПК Калининградской области: сравнительный анализ AR, SARIMA и LSTM

Алексей Владимирович Самсонов

ИНОТЭКУ ФГБОУ ВО "КГТУ", Калининград, Россия

aleksej.samsonov@klgtu.ru

Аннотация. В статье представлен сравнительный анализ прогнозных траекторий развития агропромышленного комплекса Калининградской области, полученных с применением авторегрессионной модели, сезонной модели SARIMA и рекуррентной нейронной сети долгой краткосрочной памяти. Эмпирическую базу составили годовые данные за 2000–2023 гг. по пяти ключевым показателям, характеризующим развитие регионального АПК. В условиях ограниченной длины временных рядов предложен методический подход, основанный на оценке устойчивости (коэффициент вариации, дисперсия темпов роста, CAGR) и согласованности (корреляция Пирсона, MAPD) прогнозных траекторий. Установлено, что модели AR и SARIMA формируют согласованные инерционные сценарии с высокой корреляцией ($r > 0,97$), тогда как нейросетевой аппарат генерирует более волатильные траектории, особенно по факторным показателям. В результате определены рекомендации по многосценарному прогнозированию для целей стратегического планирования развития регионального АПК.

Ключевые слова: агропромышленный комплекс, прогнозирование временных рядов, LSTM, SARIMA, авторегрессионная модель, устойчивость и согласованность прогнозных траекторий, Калининградская область.

Для цитирования: Самсонов А. В. Сценарное моделирование динамики показателей АПК Калининградской области: сравнительный анализ AR, SARIMA и LSTM // Балтийский экономический журнал. 2026. № 2(54). С. 91-113. <https://doi.org/10.46845/2073-3364-2026-0-2-91-113>

Scenario modeling of the dynamics of agroindustrial complex indicators in the Kaliningrad region: comparative analysis of AR, SARIMA and LSTM

Aleksey V. Samsonov

INOTECU FGBOU VO "KSTU", Kaliningrad, Russia

aleksej.samsonov@klgtu.ru

Abstract. The article presents a comparative analysis of the forecast trajectories of the agro-industrial complex of the Kaliningrad region, obtained using the autoregressive model, the seasonal SARIMA model and the recurrent neural network of long-term short-term memory. The empirical base consists of annual data for 2000-2023 on five key indicators characterizing the development of the regional agro-industrial complex. Under conditions of limited time series length, a methodological approach based on the assessment of stability (coefficient of variation, variance of growth rates, CAGR) and consistency (Pearson correlation, MAPD) of forecast trajectories is proposed. It was found that the AR and SARIMA models form consistent inertial scenarios with high correlation ($r > 0.97$), while the neural network apparatus generates more volatile trajectories, especially in terms of factor indicators. As a result, recommendations on multi-scenario forecasting have been identified for the purposes of strategic planning for the development of the regional agro-industrial complex.

Keywords: agro-industrial complex, time series forecasting, LSTM, SARIMA, autoregressive model, stability and consistency of forecast trajectories, Kaliningrad region.

For citation: Samsonov A. V. Scenario modeling of the dynamics of agroindustrial complex indicators in the Kaliningrad region: comparative analysis of AR, SARIMA and LSTM // Baltic Economic Journal. 2026;2(54):91-113. (In Russ.). <https://doi.org/10.46845/2073-3364-2026-0-2-91-113>

В условиях возрастающей неопределённости внешней среды и структурной трансформации агропромышленного комплекса России, особую актуальность приобретает развитие методических подходов к прогнозированию его экономической динамики. Агропромышленный комплекс характеризуется высокой зависимостью от природно-климатических, институциональных и инвестиционных факторов, что усложняет построение устойчивых долгосрочных оценок. В этой связи применение как классических эконометрических моделей, основанных на анализе временных рядов, так и современных нейросетевых алгоритмов позволяет расширить инструментарий исследования и повысить адаптивность прогнозных оценок. Сочетание интерпретируемости параметрических моделей и способности нейросетей выявлять скрытые нелинейные зависимости формирует комплексный подход к оценке перспектив развития отрасли и обоснованию управленческих решений.

Использование нейросетевого аппарата при проведении экономических исследований с каждым годом получает всё большее распространение. Например, в целях прогнозирования цены на нефть [16], при оценке территориальной экономической ситуации [11], прогнозировании потребления электроэнергии [12]

или при анализе социально-экономического развития городских округов, районов и поселений [6].

Однако при исследовании экономической динамики агропромышленного комплекса или иных аспектов его функционирования вопросам применения нейросетевого аппарата посвящен узкий круг научных работ.

Обобщим некоторые результаты научных исследований, посвященных методическим подходам к прогнозированию общей экономической динамики АПК или его отдельных показателей (с использованием эконометрического или нейросетевого моделирования).

До распространения нейросетевого подхода в прогнозировании показателей АПК преобладали балансовые и эконометрические методы. Так, Харин А. Г. в исследовании рынка рыбной продукции применил детерминированную модель, обосновав необходимость увеличения импорта на 12 % (около 70 тыс. тонн) для стабилизации цен и покрытия потребления на уровне выше 2,14 кг на человека [19]. Подобные модели, выявляя структурные проблемы, недостаточно гибки в прогнозах, что обосновывает переход к более сложным методам, включая рекуррентные нейросети.

Примером использования математико-статистических и имитационных методов для прогнозирования и оптимизации производственных процессов в рыбной отрасли служит исследование Мурова В. М. и Карлова А. М. [4], а также Карлова А. М. и Мнацаканяна Р. А. [5]. В [4] авторы предлагают алгоритм создания имитационных моделей для оценки эффективности рыболовных судов, учитывающий случайный характер природных факторов. Методология включает статистическую генерацию параметров (например, времени траления) с использованием различных законов распределения. Для обеспечения точности прогноза авторы обосновывают необходимое количество реализаций модели (до 10 000 итераций), что позволяет адекватно отражать структуру производства. Данный пример ценен применением количественных методов для повышения эффективности АПК, хотя и не использует эконометрику или искусственный интеллект напрямую, подводя к необходимости рассмотрения более сложных нейросетевых подходов.

В таблице 1 представлены примеры экономических исследований, посвященных отдельным аспектам функционирования агропромышленного комплекса, в рамках которых применены эконометрические и нейросетевые модели.

Иванов А. В. и Коваленко О. А. [3] на примере рыбной отрасли выявили проблему несоответствия стратегических целевых показателей реальным данным. Они показали, что формальный индикатор (22 кг потребления рыбы на душу) некорректен из-за расчета в живом весе без учета потерь при переработке (60–70 %). Подчеркивается важность анализа исходных данных и структурных проблем (износ фондов до 80 %, избыточный экспорт), игнорирование которых снижает адекватность любых прогнозных моделей.

Таблица 1 – Основные результаты исследований, посвященных отдельным аспектам функционирования АПК с применением эконометрического и нейросетевого моделирования [2, 7, 8, 9, 10, 15, 17, 18]

Table 1 – The main research results on certain aspects of the functioning of the agroindustrial complex using econometric and neural network modeling [2, 7, 8, 9, 10, 15, 17, 18]

№	Автор	Год публикации	Основные результаты исследования
1	2	3	4
1	Мнацаканян А. Г., Мнацаканян Р. А., Харин А. Г.	2023	В исследовании на основании данных Росстата за 2003–2022 гг. построена эконометрическая модель цен на рыбопродукты в РФ. Очистив показатели от инфляции и валютных колебаний, авторы методом корреляции и регрессии выявили ключевые факторы: себестоимость и объем вылова. Двухфакторная линейная регрессия объяснила 91,4 % вариации цен; расчет эластичности (0,75 и –0,73) показал слабую чувствительность, что указывает на необходимость управления затратами и сырьевой базой для сдерживания роста цен на рыбопродукты.
2	Мнацаканян А. Г., Харин А. Г.	2023	В статье выполнен структурный анализ розничной цены на мороженую рыбу (2011-2021 гг.) через декомпозицию и коэффициенты дуговой эластичности. Ключевым фактором динамики цен признаны издержки обращения (44 % изменения, эластичность – 0,44), затраты на сырье обеспечили 19 % изменения, а производственные затраты оказались незначимы. Нелинейный характер зависимостей ($R^2 > 0,9$) указывает на необходимость регулирования издержек обращения и сырьевых затрат для повышения ценовой доступности продукции.
3	Сергеев Л. И., Сергеев Д. Л.	2024	В эконометрическом исследовании зависимости численности населения от объемов добычи водных биоресурсов в 23 приморских регионах РФ (2005-2022 гг.) установлен высокий совокупный коэффициент корреляции (0,98) при росте населения в 1,115 раза и вылова - в 1,36 раза. При этом в 10 регионах выявлены отрицательные корреляции (до минус 0,97 по Камчатскому краю). Полученные регрессионные зависимости (R^2 до 0,95) позволяют прогнозировать развитие отрасли с учетом демографического фактора.
4	Бийбосунов Б. И. и соавторы	2020	В работе рассмотрен переход от классических аналитических решений к численным методам машинного обучения в АПК. Вместо традиционного МНК авторы применили алгоритмы градиентного спуска (Batch и Stochastic Gradient Descent) на Python для настройки параметров регрессионных моделей прогнозирования урожайности и животноводства. Исследование подтвердило эффективность полиномиальных и логистических функций для описания нелинейной динамики отрасли при оптимальной скорости обучения, что позволяет обрабатывать большие массивы данных быстрее классических эконометрических подходов.
5	Марченко С. С. и соавторы	2024	В исследовании по цифровизации мелиоративного земледелия проведена сравнительная оценка прогнозных моделей урожайности многолетних трав. Сопоставление классической линейной регрессии и алгоритма случайного леса (Random Forest) показало преимущество нелинейных методов: коэффициент детерминации Random Forest достиг 0,98 против 0,68 у линейной регрессии. Ключевыми предикторами выступили параметры минерального питания и количество поливов.

1	2	3	4
6	Файзуллин Р. В., Новикова О. А.	2024	Учёными исследован потенциал алгоритмов машинного обучения для прогнозирования аграрного сектора на модели Random Forest Regressor с учётом погодных и почвенных факторов. Оптимизация гиперпараметров (глубина дерева — 20, количество деревьев — 150) позволила повысить точность оценок. Однако статистический анализ по критерию Уилкоксона (<i>p-value</i> равно 1,0) показал, что для данной выборки различие между базовой и оптимизированной моделями не является значимым.
7	Крылова О. С., Каличкин В. К.	2025	В работе проведена сравнительная оценка методов машинного обучения для прогнозирования урожайности ярового ячменя в лесостепи Приобья на данных полевых опытов (2014–2024 гг.). Модель гипероптимизированного градиентного бустинга (HGBost) продемонстрировала наивысшую точность, превзойдя Random Forest и линейную регрессию. Авторы доказали, что использование среднемесячных климатических параметров является достаточным для эффективного прогноза, поскольку детализация данных до декадных показателей не повышает предсказательную способность модели.
8	Труфляк Е. В., Рагозин Л. В.	2025	В исследовании применены рекуррентные нейронные сети LSTM для создания карт-заданий дифференцированного внесения азотных удобрений под озимую пшеницу. Модель на основе мультиспектральных спутниковых индексов и исторических данных повысила урожайность на 2,56–6,31 % по сравнению с контролем. Экономический анализ подтвердил эффективность: рентабельность выросла на 5,3 %, условная прибыль увеличилась на 9 546 руб./га при одновременном снижении затрат на удобрения.

Таким образом, проведённый обзор научных исследований позволяет сделать вывод о наличии устойчивого исследовательского интереса к применению количественных методов в агропромышленном комплексе. Эволюция методических подходов демонстрирует переход от классических балансовых и эконометрических моделей к более сложным алгоритмам машинного обучения и нейросетевого моделирования. Однако, несмотря на доказанную эффективность нейросетей (LSTM, Random Forest, градиентный бустинг) в задачах прогнозирования урожайности, цен и оптимизации производственных процессов, сохраняется дефицит комплексных работ, нацеленных на среднесрочное и долгосрочное прогнозирование генеральной экономической динамики АПК России. Большинство исследований либо сфокусировано на узких отраслевых задачах, либо использует единственный метод, не компенсируя недостатки параметрических моделей возможностями искусственного интеллекта, что определяет необходимость разработки и апробации комбинированного инструментария, сочетающего интерпретируемость эконометрики и адаптивность нейросетевых алгоритмов.

Целью данного исследования является сравнительный анализ устойчивости и согласованности прогнозных траекторий развития агропромышленного комплекса России, полученных с помощью эконометрических моделей и

рекуррентной нейронной сети долгой-краткосрочной памяти (LSTM), в условиях ограниченной длины временных рядов. Фокус исследования направлен на оценку степени согласованности прогнозов различных моделей между собой, анализ характера прогнозируемой динамики (темпы роста, волатильность) и сопоставление полученных результатов с целевыми ориентирами, декларируемыми в официальных стратегических документах.

В рамках данного исследования представлены результаты прогнозирования пяти ключевых показателей развития АПК РФ с использованием моделей авторегрессии первого порядка (AR), сезонной модели (SARIMA) и рекуррентной нейронной сети долгой-краткосрочной памяти. Эмпирическую базу исследования (на примере АПК Калининградской области) составили годовые данные Росстата за период 2000-2023 гг. В качестве базовой модели выбрана AR-модель, обладающая минимальной сложностью, высокой интерпретируемостью и наименьшими требованиями к длине ряда. Оценка качества AR-модели производилась на основе средней ошибки аппроксимации, рассчитанной на историческом периоде.

Сравнительный анализ моделей строится на оценке устойчивости полученных прогнозных траекторий. Для этого рассчитываются показатели вариации прогнозов, анализируется согласованность направленности и темпов изменений, а также проводится качественное сопоставление результатов моделирования с официальными прогнозами органов власти. Такой подход, апробированный автором при разработке комбинированных методов прогнозирования [13] и оценке динамики макроэкономических показателей [14], позволяет в условиях коротких рядов сместить акцент с поиска единственно "точной" модели на анализ структурной устойчивости выявленных трендов и рисков, связанных с использованием сложных алгоритмов машинного обучения на малых выборках.

Эмпирической базой исследования выступают публичные статистические данные (показатели развития и функционирования агропромышленного комплекса России) предоставляемые Федеральной службой государственной статистики РФ и её платформы ЕМИСС [20, 21]. Наиболее подробно необходимые данные представлены в серии сборников "Регионы России. Социально-экономические показатели", в разделе "Сельское, лесное хозяйство, рыболовство и рыбоводство" (в указанных сборниках консолидированы более шестидесяти показателей). В рамках результирующего показателя используется "Индекс производства продукции сельского хозяйства в сопоставимых ценах" (дополнительный показатель – ВРП Калининградской области в текущих основных ценах, для сопоставления результатов моделирования с официальными прогнозами используемыми региональными органами власти). Факторные показатели:

- 1) сумма поголовья крупного рогатого скота, свиней, овец и коз;

2) объем вносимых минеральных удобрений (в пересчете на 100 % питательных веществ);

3) использование свежей воды на орошение и сельскохозяйственное водоснабжение.

Выбор результирующих и факторных показателей обусловлен результатами предварительного исследования, выполненного автором [13, с. 434-435]. Ранее было установлено, что вышеуказанные факторы характеризуются наиболее высокими парными коэффициентами корреляции с индексом производства продукции сельского хозяйства. При этом между самими факторами отсутствует эффект мультиколлинеарности. Кроме того, данные факторы могут быть использованы для построения множественной регрессионной модели с зависимой переменной ВРП Калининградской области: полученное уравнение удовлетворяет всем критериям статистической значимости (коэффициент корреляции — 0,99, коэффициент детерминации — 0,99, F-критерий — 777, t-критерий $> 2,1$, p-значение $< 0,05$, средняя ошибка аппроксимации — 8,23 %). Дополнительным аргументом в пользу включения именно этих переменных выступает наличие наиболее длинных временных рядов в официальной статистике Росстата, что критически важно для обеспечения устойчивости прогнозных моделей в условиях ограниченной длины ретроспективных данных (2000-2023 гг.).

Дополнительно следует отметить, что при решении задач прогнозирования экономической динамики АПК исследователь сталкивается со специфической структурой временных рядов (они характеризуются наличием устойчивого тренда, высокой волатильностью и подвержены влиянию внешних шоков). Классические модели семейства ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) предполагают приведение ряда к стационарному состоянию с помощью оператора разности (интегрирования). Однако для рядов АПК такая процедура несет риски: дифференцирование может нивелировать долгосрочную трендовую компоненту, которая представляет наибольший интерес для стратегического планирования в АПК. Кроме того, формальная проверка на стационарность для коротких рядов (23 наблюдения) дает неустойчивые результаты (чувствительна к выбору теста и лага), что делает предварительное дифференцирование методологически уязвимым решением. В этой связи в работе используются модели AR и SARIMA в спецификации с трендовыми компонентами, что позволяет сохранить исходную структуру данных, а также нейросетевая модель LSTM, способная самостоятельно выделять нелинейные зависимости без предварительного преобразования ряда.

Стандартная процедура оценки качества прогностических моделей предполагает разделение исходной выборки на обучающую и тестовую подвыборки с последующим расчётом метрик точности на независимых данных. В рамках данного исследования вышеуказанная оценка кратко представлена в таблице 4. Однако по причине наличия малой статистической выборки и

специфики исследовательской задачи (анализ структурной устойчивости и согласованности прогнозных траекторий). В рамках текущего исследования преимущественно оценивается:

- степень согласованности направленности изменений между моделями;
- устойчивость прогнозной динамики (отсутствие резких немотивированных скачков);
- соответствие прогнозных темпов роста историческим трендам и экономическим ожиданиям.

В таблице 2 представлена краткая характеристика применяемых в данном исследовании моделей.

Таблица 2 – Краткая характеристика применяемых моделей, используемых для решения задач прогнозирования экономической динамики АПК

Table 2 – A brief description of the applied models used to solve the problems of forecasting the economic dynamics of agriculture

№	Инструмент	Математическая интерпретация	Назначение и специфика в контексте прогнозирования экономической динамики АПК
1	AR (авторегрессионная модель)	Линейная модель временного ряда, в которой текущее значение показателя представлено как взвешенная сумма его предыдущих значений и случайной ошибки. Порядок модели определяет глубину лага зависимости	Базовая модель для анализа инерционной динамики АПК. Обладает высокой интерпретируемостью коэффициентов и минимальными требованиями к объёму данных (критично в условиях коротких временных рядов). Отражает устойчивость тренда без учёта сезонности и нелинейных эффектов
2	SARIMA (сезонная авторегрессионная модель интегрированного скользящего среднего)	Расширение ARIMA с добавлением сезонных компонент: авторегрессии, дифференцирования и скользящего среднего на определённом периоде (сезонном лаге). Учитывает как краткосрочную, так и сезонную структуру ряда	Применяется для выявления циклической компоненты динамики АПК, обусловленной природно-климатическими факторами (сезонность сельскохозяйственного производства). На годовых данных позволяет тестировать гипотезу о наличии скрытых периодических колебаний экономических показателей отрасли при сохранении трендовой составляющей
3	LSTM (рекуррентная нейронная сеть долгой краткосрочной памяти)	Архитектура глубокого обучения с механизмом управления потоком информации (вентили забывания, входа и выхода), способная захватывать долгосрочные зависимости в последовательных данных и выявлять нелинейные паттерны без явной спецификации функциональной формы	Тестирование способности нейросетевого аппарата генерировать устойчивые прогнозы на экстремально коротких временных рядах АПК. Проверка гипотезы о наличии скрытых нелинейных закономерностей, недоступных параметрическим моделям. Оценка соотношения "сложность модели / качество результата" в условиях дефицита данных

В таблице 3 представлено описание применяемых в данном исследовании показателей оценки устойчивости и согласованности прогнозных траекторий развития АПК.

Таблица 3 – Описание применяемых в данном исследовании показателей оценки устойчивости и согласованности прогнозных траекторий развития АПК

Table 3 – Description of the indicators used in this study to assess the sustainability and consistency of projected development trajectories of the agro-industrial complex

№	Показатель	Математическая интерпретация	Назначение и специфика в контексте прогнозирования экономической динамики АПК
1	Коэффициент вариации прогнозных значений (CV)	Относительная мера разброса, выраженная как отношение стандартного отклонения прогнозной траектории к её среднему значению (в процентах). Нормализует волатильность к масштабу показателя	Количественная оценка стабильности прогнозной траектории модели. Низкие значения свидетельствуют о плавной динамике без резких скачков, что экономически интерпретируется как устойчивость предсказанного развития АПК. Позволяет сравнивать волатильность между показателями разных масштабов
2	Темп прироста прогнозного показателя	Относительное изменение показателя между двумя последовательными периодами времени, выраженное в процентах. Рассчитывается как процентное отношение разницы значений к базовому уровню	Оценка динамичности развития отрасли в каждый момент прогнозного горизонта. Сравнение прогнозных темпов с историческими трендами и целевыми ориентирами стратегических документов. Выявление периодов ускорения или замедления роста и их реалистичности с позиции экономической теории
3	Дисперсия темпов прироста ($Var(g)$)	Показатель разброса значений темпов прироста относительно среднего темпа за прогнозный период. Характеризует степень неравномерности изменения показателя во времени	Идентификация нестабильности прогнозной динамики: высокая дисперсия указывает на чередование периодов роста и спада, что может сигнализировать о переобучении модели или захвате шумовых компонент. Для АПК критично выявление необоснованных колебаний, не связанных с реальными структурными факторами
4	Коэффициент корреляции Пирсона (r)	Мера линейной связи между прогнозными траекториями двух моделей, принимающая значения от -1 до $+1$. Близость к $+1$ означает согласованность направления и интенсивности изменений	Оценка степени согласованности прогнозов различных моделей. Высокая корреляция интерпретируется как подтверждение устойчивости выявленного тренда развития АПК независимо от метода моделирования. Низкая корреляция свидетельствует о высокой неопределённости и чувствительности результатов к спецификации модели
5	Средняя абсолютная процентная разница прогнозов (MAPD)	Среднее арифметическое абсолютных процентных отклонений между прогнозами двух моделей. Измеряет масштаб расхождения траекторий в относительном выражении	Количественная оценка практической значимости расхождений между моделями. Низкие значения MAPD (до 5–10 %) указывают на взаимозаменяемость моделей для целей стратегического планирования АПК. Высокие значения (свыше 15–20 %) сигнализируют о структурной неустойчивости прогнозов и необходимости дополнительного экспертного анализа
6	Среднегодовой темп роста (CAGR)	Постоянный темп роста, при котором показатель изменялся бы от начального до конечного значения за весь прогнозный период. Вычисляется как геометрическое среднее годовых темпов	Обобщающая характеристика долгосрочной динамики, позволяющая сопоставить прогнозы с историческими трендами и официальными целевыми индикаторами развития АПК (например, утверждёнными Минсельхозом РФ). Выявление моделей с экономически нереалистичными оценками роста/спада отрасли

Формулы 1-3 кратко описывают спецификацию используемых моделей прогнозирования.

1. Авторегрессионная модель.

Общая формула модели:

$$Y_t = c + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где Y_t – значение показателя в момент времени t ;

c – константа;

φ_p – коэффициенты авторегрессии;

p – порядок модели;

ε_t – случайная ошибка.

2. Модель SARIMA

Общая формула модели:

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^DY_t = \Theta_Q(B^s)\theta_q(B)\varepsilon_t, \quad (2)$$

где Y_t – значение временного ряда в момент t ;

ε_t – случайная ошибка с нулевым средним и постоянной дисперсией;

B – оператор сдвига назад: $B^k Y_t = Y_{t-k}$.

3. Модель LSTM.

Общая формула модели (в компактной форме):

$$H_t, c_t = LSTM(x_t, h_{t-1}, c_{t-1}; \theta), \quad (3)$$

где: x_t – входной вектор;

h_t – скрытое состояние;

c_t – состояние памяти;

h_{t-1}, c_{t-1} – предыдущие состояния;

θ – параметры модели.

В таблице 4 на примере индекса производства продукции сельского хозяйства Калининградской области (на основе данных Росстата за период 2000-2023 годы [21]) представлена краткая сравнительная оценка точности используемых моделей (ключевой критерий – средняя ошибка аппроксимации (MAPE)), полученная в ходе разделения исходной выборки на обучающую и тестовую.

Проведённый сравнительный анализ точности прогнозирования показал, что наименьшую среднюю ошибку аппроксимации демонстрирует авторегрессионная модель AR (2,22 %), что свидетельствует о высокой степени соответствия фактическим данным. Модель SARIMA характеризуется умеренным уровнем ошибки (7,47 %), сохраняя при этом адекватную динамику прогнозных значений. В то же время модель LSTM показала значительно более высокую ошибку аппроксимации (37,2 %), что указывает на её низкую устойчивость при работе с короткими временными рядами. Сокращение имеющейся общей статистической выборки (состоящей из 23 наблюдений) даже на 3 наблюдения (в целях осуществления выше представленной оценки) значительно снижает качество прогнозов, полученных с использованием

нейросетевого аппарата, и подчеркивает необходимость их использования наряду с другими моделями.

Таблица 4 – Сравнительная оценка точности используемых моделей по средней ошибке аппроксимации (MAPE) на примере индекса производства продукции сельского хозяйства Калининградской области (в сопоставимых ценах, в процентах к предыдущему периоду)

Table 4 – Comparative assessment of the accuracy of the models used based on the mean absolute error of approximation (MAPE) using the example of the agricultural production index in the Kaliningrad region (in comparable prices, as a percentage of the previous period)

Год	Факт	AR	SARIMA	LSTM
2021	261,3	272,1	242,0	183,5
2022	266,2	271,3	245,5	163,5
2023	274,8	276,4	254,9	156,2
MAPE, %	-	2,2	7,5	37,2

На рисунках 1-5 представлена прогнозная динамика результирующих и факторных показателей развития АПК Калининградской области, полученная с применением вышеуказанных эконометрических и нейросетевых моделей в сравнительно разрезе.

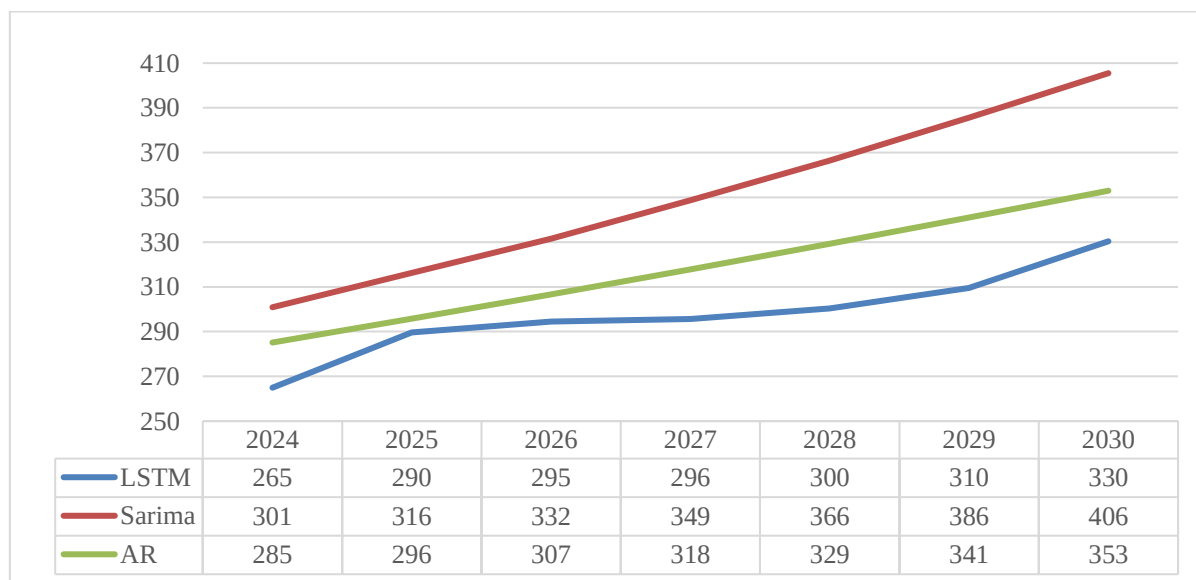


Рисунок 1 - Прогнозные траектории индекса производства продукции сельского хозяйства Калининградской области (в сопоставимых ценах, в процентах к предыдущему периоду) на 2024-2030 гг.

Figure 1 - Forecast trajectories of the agricultural production index of the Kaliningrad region (in comparable prices, as a percentage of the previous period) for 2024-2030.

Согласно данным рисунка 1, прогнозные траектории демонстрируют разнонаправленную динамику в зависимости от выбранной модели. Модели AR и SARIMA формируют плавную восходящую траекторию с постепенным увеличением темпов роста, что отражает инерционность развития отрасли. Модель LSTM, напротив, показывает более волатильную динамику: после стагнации показателя в 2025-2028 годах модель прогнозирует "догоняющий" рост. Максимальное расхождение траекторий наблюдается в 2030 году, где разрыв между прогнозами LSTM и SARIMA достигает 76 процентных пунктов.

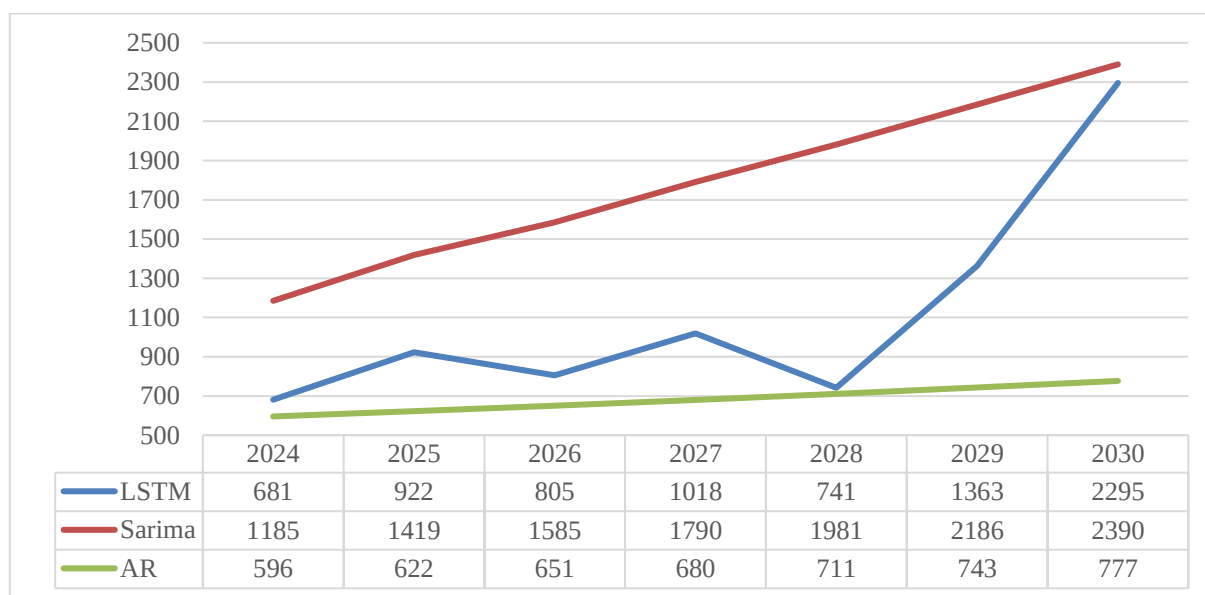


Рисунок 2 - Прогнозные траектории совокупной динамики поголовья крупного рогатого скота, свиней, овец и коз Калининградской области на 2024–2030 гг., тыс. голов
Figure 2 - Forecast trajectories of the cumulative dynamics of cattle, pigs, sheep and goats in the Kaliningrad region for 2024-2030, thousand heads

Согласно данным рисунка 2, прогнозные траектории демонстрируют принципиально различные сценарии динамики общей численности крупного рогатого скота, свиней, овец и коз в Калининградской области. Модель AR показывает крайне консервативную динамику с незначительным ростом (с 596 до 777 тыс. голов), фактически экстраполируя инерционное развитие. Модель SARIMA формирует оптимистичный прогноз с устойчивым ростом до 2390 тыс. голов к 2030 году. Модель LSTM, напротив, генерирует "взрывную" траекторию. После 2027 года прогнозируется резкое ускорение, достигающее к концу периода 2295 тыс. голов, что значительно превышает оценки модели AR. Столь существенное расхождение моделей (разрыв между моделями LSTM и AR превышает 1500 тыс. голов к 2030 году) указывает на высокую степень неопределенности в долгосрочном прогнозировании поголовья, а также подчеркивает необходимость критической оценки результатов нейросетевого моделирования в сравнительно разрезе.

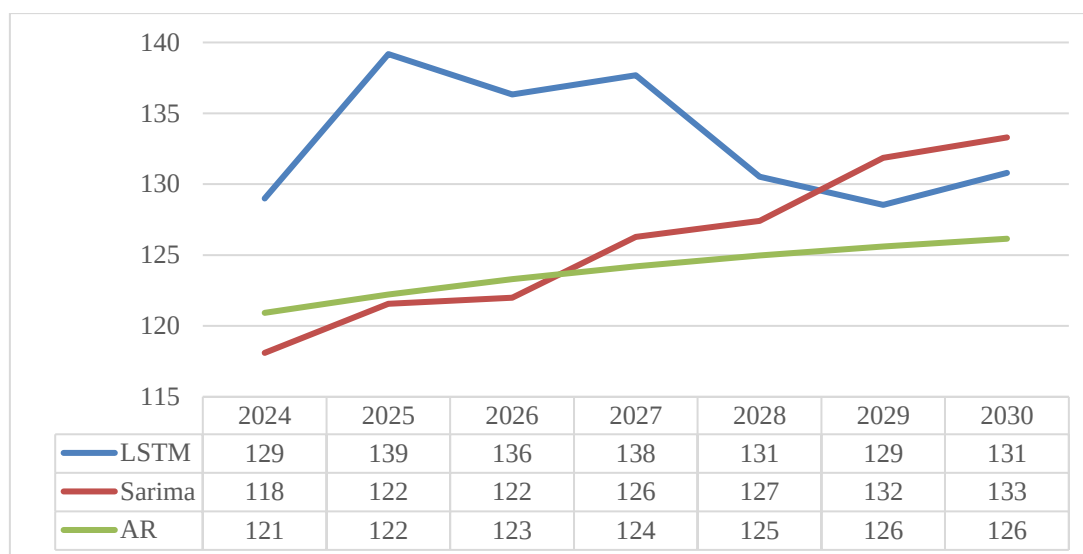


Рисунок 3 - Прогнозные траектории динамики объема внесения минеральных удобрений в Калининградской области (в пересчете на 100 % питательных веществ) на 2024-2030 гг., кг

Figure 3 - Forecast trajectories of the dynamics of the volume of mineral fertilizers in the Kaliningrad region (in terms of 100 % of nutrients) for 2024-2030, kg

Согласно данным рисунка 3, модели AR и SARIMA демонстрируют согласованный умеренный рост объемов внесения минеральных удобрений до 126-133 кг к 2030 году. Нейросетевой аппарат показывает более волатильную динамику с пиком в 2025 году и последующим снижением. Несмотря на локальные расхождения, общий диапазон прогнозов остается относительно узким (разрыв не превышает 7 кг), указывая на приемлемую определенность среднесрочных оценок.

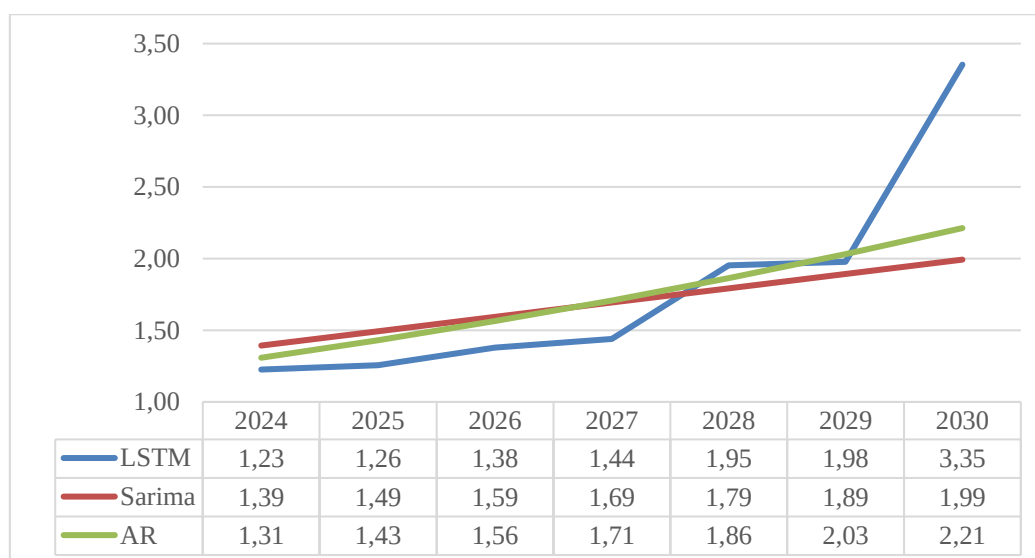


Рисунок 4 - Прогнозные траектории использования свежей воды на орошение и сельскохозяйственное водоснабжение в Калининградской области на 2024–2030 гг., млн. куб. м

Figure 4 - Projected trajectories of fresh water use for irrigation and agricultural water supply in the Kaliningrad region for 2024-2030, million cubic meters

Согласно данным рисунка 4, прогнозные траектории демонстрируют разнонаправленную динамику. Модели AR и SARIMA формируют плавный устойчивый рост с выходом к 2030 году на уровень 1,99-2,21 млн. куб. м., модель LSTM, напротив, показывает принципиально иную траекторию: после умеренного роста до 2027 года модель прогнозирует резкое ускорение, и к 2030 году оценка достигает 3,35 млн. куб. м, что в 1,5-1,7 раза превышает прогнозы эконометрических моделей. Столь существенное расхождение (разрыв более 1,3 млн куб. м к концу периода) указывает на то, что модель LSTM, вероятно, уловила некие локальные колебания в исторических данных, интерпретировав их как устойчивый тренд, что привело к формированию экономически маловероятного сценария.

Дополнительно, на рисунке 5 представлены прогнозные траектории динамики ВРП Калининградской области в текущих основных ценах, в сравнительном разрезе в т.ч. с прогнозом Правительства Калининградской области (изложенным в "Стратегии социально-экономического развития Калининградской области на долгосрочную перспективу", в ред. Постановления Правительства Калининградской области от 28.02.2024 г. №79-п) [1].

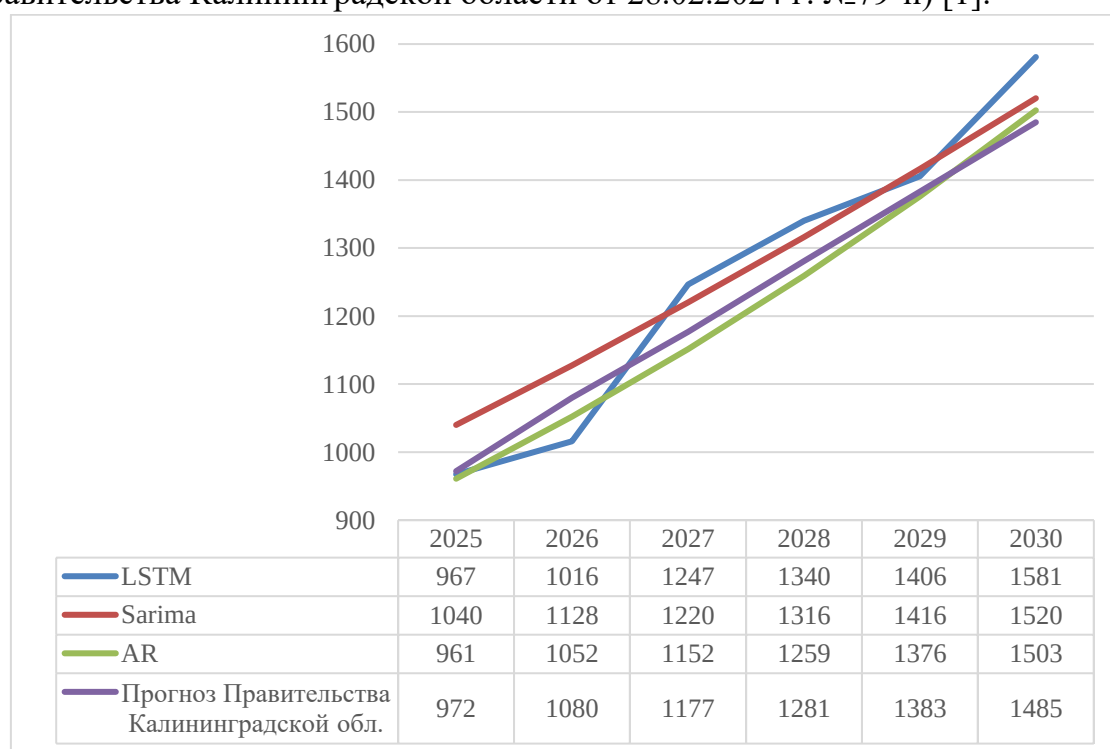


Рисунок 5 - Прогнозные траектории ВРП Калининградской области на 2025–2030 гг., млрд. руб.

Figure 5 - Projected GRP trajectories of the Kaliningrad region for 2025-2030, billion rubles.

Согласно данным рисунка 5, все три модели демонстрируют устойчивую восходящую динамику валового регионального продукта в прогнозном периоде. Наиболее консервативный прогноз предлагает модель AR, тогда как модели SARIMA и LSTM показывают более интенсивный рост, особенно в последние

годы. При этом траектории моделей SARIMA и AR движутся практически синхронно (но с наличием спреда между кривыми), что свидетельствует о наличии устойчивого тренда, фиксируемого разными методами моделирования. Наиболее волатильное движение характерно для модели LSTM, что свидетельствует о выявленных нелинейностях и скрытых факторах, способных оказать влияние на фактическое значение ВРП региона. Отдельно отметим, что прогноз Правительства Калининградской области строго укладывается в рамки общей прогнозной траектории ВРП, что подтверждает согласованность полученных результатов с целевыми ориентирами, декларируемыми в официальных стратегических документах.

Обобщая результаты прогнозирования по всем пяти показателям, можно отметить следующие закономерности. В целом прогнозные траектории моделей AR, SARIMA и LSTM являются сонаправленными и демонстрируют поступательную динамику, что свидетельствует о наличии устойчивых базовых трендов в развитии агропромышленного комплекса. Наиболее согласованные оценки получены для результирующих показателей (ВРП и индекс производства), где расхождения между моделями носят количественный, но не качественный характер. В отношении факторных показателей, однако, требуется более осторожная интерпретация. Прогнозы по поголовью скота, объему внесения удобрений и использованию воды должны дополнительно верифицироваться с привлечением экспертных оценок и знаний о технологических ограничениях отрасли. Бесконечное наращивание объемов удобрений и водопотребления в расчете на гектар невозможно в силу агрономических ограничений (избыток удобрений наносит ущерб почвам), а чрезмерный рост поголовья ограничен размером кормовой базы. С этой точки зрения прогнозы нейросетевого аппарата по факторным показателям, демонстрирующие опережающий рост в отдельные периоды, представляются менее реалистичными по сравнению с более консервативными оценками моделей AR и SARIMA.

В таблице 3 представлены рассчитанные (на основе представленных выше данных) показатели устойчивости прогнозных траекторий моделей AR, SARIMA и LSTM по ключевым показателям развития АПК Калининградской области.

Анализ показателей устойчивости прогнозных траекторий (согласно данным таблицы 3) свидетельствует о существенных различиях в характере динамики, формируемой различными моделями.

В большинстве случаев модель LSTM демонстрирует более высокие значения коэффициента вариации и дисперсии темпов роста, что указывает на повышенную волатильность прогнозной динамики. Особенно значительная вариативность наблюдается по показателям совокупной динамики поголовья сельскохозяйственных животных и использования свежей воды, где значения $Var(g)$ существенно превышают соответствующие показатели для AR и SARIMA.

Модель SARIMA, напротив, характеризуется наименьшей дисперсией темпов роста практически по всем показателям, что свидетельствует о более

сглаженной и инерционной траектории развития. Модель AR в большинстве случаев занимает промежуточное положение по уровню устойчивости, демонстрируя умеренную вариативность прогнозных оценок.

Таблица 5 - Показатели устойчивости прогнозных траекторий моделей AR, SARIMA и LSTM по ключевым показателям развития АПК Калининградской области на период 2024-2030 гг.

Table 5 - Indicators of the stability of the forecast trajectories of the AR, SARIMA and LSTM models for key indicators of the development of the agro-industrial complex of the Kaliningrad region for the period 2024-2030

№	Показатель	Модель	CV, %	Var(g)	CAGR, %
1	Индекс производства продукции сельского хозяйства	LSTM	6,7	12,1	4,5
		Sarima	10,7	0,020	6,15
		AR	7,7	0,006	4,36
2	Совокупная динамика поголовья крупного рогатого скота, свиней, овец и коз	LSTM	50,7	1904	27,5
		Sarima	23,9	14,3	15,06
		AR	9,5	0,0002	5,45
3	Динамика объема внесения минеральных удобрений	LSTM	3,3	19,9	0,28
		Sarima	4,4	2,026	2,45
		AR	1,5	0,056	0,85
4	Использование свежей воды на орошение и сельскохозяйственное водоснабжение	LSTM	41,9	742,2	22,3
		Sarima	12,7	0,501	7,42
		AR	18,8	0,030	11,1
5	ВРП Калининградской области (текущие основные цены)	LSTM	18,7	55,9	10,32
		Sarima	14,1	0,19	7,89
		AR	16,7	0,02	9,35

Сравнение среднегодовых темпов роста (CAGR) показывает, что LSTM в ряде случаев формирует более агрессивные прогнозные сценарии, тогда как SARIMA и AR обеспечивают более консервативную динамику. Таким образом, различия в статистических характеристиках прогнозных траекторий отражают неодинаковую чувствительность моделей к структуре временного ряда и подтверждают необходимость комплексного сопоставления результатов при принятии управленческих решений.

Полученные различия в устойчивости прогнозных траекторий имеют практическое значение для стратегического планирования развития агропромышленного комплекса Калининградской области. Более сглаженные оценки, формируемые моделями SARIMA и AR, отражают инерционный характер развития регионального АПК, что соответствует сложившейся структуре отрасли и высокой зависимости от инвестиционных циклов, государственной поддержки и внешнеэкономической конъюнктуры. Такие прогнозы могут рассматриваться как базовый сценарий, ориентированный на сохранение текущих темпов роста и постепенную модернизацию производственного потенциала.

В то же время более волатильные траектории, полученные с использованием модели LSTM, указывают на возможность ускоренной динамики при реализации благоприятных институциональных и инвестиционных условий. Повышенная вариативность прогнозов по показателям животноводства и использования водных ресурсов свидетельствует о высокой чувствительности этих направлений к технологическим и инфраструктурным факторам. Для региональной политики это означает необходимость дифференцированного подхода: в стратегических документах целесообразно учитывать как консервативный инерционный сценарий, так и сценарий ускоренного роста, сопровождающийся повышенными рисками нестабильности.

Таким образом, сравнительный анализ моделей позволяет не только оценить статистические свойства прогнозов, но и сформировать многосценарное представление о возможной траектории развития АПК Калининградской области, что повышает обоснованность управленческих решений и инвестиционного планирования.

В таблице 6 представлен расчет показателей согласованности прогнозных траекторий моделей AR, SARIMA и LSTM по ключевым показателям развития АПК Калининградской области.

Таблица 6 - Показатели согласованности прогнозных траекторий моделей AR, SARIMA и LSTM по ключевым показателям развития АПК Калининградской области на период 2024-2030 гг.

Table 6 - Indicators of consistency of forecast trajectories of AR, SARIMA and LSTM models for key indicators of agro-industrial complex development in the Kaliningrad region for the period 2024-2030

№	Показатель	r (lstm, SARIMA)	r (AR, SARIMA)	r (AR, lstm)	MAPD (lstm, SARIMA), %	MAPD (AR, SARIMA), %	MAPD (AR, lstm), %
1	Индекс производства продукции сельского хозяйства	0,94	0,9995	0,94	17,51	9,89	6,36
2	Совокупная динамика поголовья крупного рогатого скота, свиней, овец и коз	0,78	0,9989	0,79	76,05	152,18	59,90
3	Динамика объема внесения минеральных удобрений	-0,36	0,9731	-0,29	6,68	2,60	7,49
4	Использование свежей воды на орошение и сельскохозяйственное водоснабжение	0,86	0,9977	0,89	16,96	4,81	15,02
5	ВРП Калининградской области (текущие основные цены)	0,98	0,9996	0,98	4,50	4,99	4,37

Анализ согласованности прогнозных траекторий (таблица 4) показывает, что наибольшую степень совпадения результатов демонстрируют модели AR и SARIMA. Значения коэффициента корреляции между ними по всем рассматриваемым показателям превышают 0,97, что свидетельствует о практически идентичной динамике прогнозов и отражает общую трендовую направленность развития регионального АПК. Низкие значения MAPD между AR и SARIMA по большинству показателей подтверждают минимальные количественные расхождения между этими моделями.

В то же время согласованность прогнозов LSTM с эконометрическими моделями носит менее однородный характер. По ряду показателей (например, динамика внесения минеральных удобрений) не наблюдается высокая, а в отдельном случае, даже отрицательная корреляция, что указывает на различную трактовку тренда и повышенную чувствительность нейросетевой модели к структуре временного ряда. Значительные значения MAPD по показателю поголовья сельскохозяйственных животных свидетельствуют о формировании существенно отличающихся сценариев развития животноводческого сектора.

Высокая согласованность AR и SARIMA отражает устойчивость инерционного сценария развития АПК Калининградской области, основанного на текущих тенденциях и сложившейся структуре производства. В то же время расхождения с результатами LSTM могут интерпретироваться как потенциальные альтернативные траектории, возникающие при изменении инвестиционных, технологических или институциональных условий. Таким образом, различия в степени согласованности прогнозов позволяют рассматривать полученные оценки не только как статистический результат, но и как основу для построения нескольких сценариев развития АПК региона с различным уровнем риска и темпов роста.

В совокупности результаты корреляционного анализа и оценки процентных расхождений подтверждают целесообразность комплексного использования нескольких моделей при прогнозировании социально-экономических процессов в аграрном секторе, особенно в условиях ограниченной длины временного ряда и высокой структурной специфики региона.

Результаты исследования позволяют сформулировать ряд выводов.

1. Все три представленные модели формируют сонаправленные прогнозные траектории, свидетельствующие о наличии устойчивых базовых трендов в развитии АПК Калининградской области. Наибольшая степень согласованности зафиксирована между моделями AR и SARIMA: коэффициенты корреляции Пирсона между их прогнозами превышают 0,97 по всем анализируемым показателям, а средние абсолютные процентные расхождения (MAPD) по результирующим индикаторам (ВРП, индекс производства) не превышают 10 %, что подтверждает устойчивость инерционного сценария развития отрасли, фиксируемого различными параметрическими методами.

2. Модель LSTM продемонстрировала существенно более высокую волатильность прогнозных траекторий, что выразилось в повышенных значениях коэффициента вариации и дисперсии темпов роста, особенно по факторным показателям. Подобная вариативность указывает на склонность нейросетевого аппарата к захвату локальных колебаний и шумовых компонент исторического ряда, что в условиях малой выборки (23 наблюдения) приводит к формированию экономически маловероятных сценариев.

3. Сопоставление прогнозов с официальными целевыми ориентирами, изложенными в Стратегии социально-экономического развития Калининградской области, показало, что траектории ВРП, полученные всеми тремя моделями, согласуются с прогнозом Правительства региона, что свидетельствует о методической корректности применённого инструментария.

В результате в данном исследовании дополнительно апробирован авторский подход к комбинированному прогнозированию экономической динамики регионального АПК [13], основанный не на классических метриках точности, а на комплексном анализе устойчивости и согласованности прогнозных траекторий. Система показателей формирует целостный аналитический каркас, позволяющий оценивать структурные свойства прогнозов в условиях информационных ограничений. Кроме того, впервые для агропромышленного комплекса Калининградской области проведено систематическое сопоставление эконометрических моделей и нейросетевого алгоритма LSTM в задаче среднесрочного прогнозирования генеральной экономической динамики отрасли, что восполняет выявленный в обзоре литературы дефицит комплексных работ в данной области.

Практическое значение полученных результатов состоит в формировании многосценарного представления о перспективах развития АПК региона, пригодного для использования в системе стратегического планирования. Консервативные оценки моделей AR и SARIMA могут выступать основой базового (инерционного) сценария, ориентированного на сохранение сложившихся темпов роста и постепенную модернизацию производственного потенциала. Более динамичные, но и более волатильные траектории модели LSTM обозначают границы потенциального ускоренного роста, реализуемого при благоприятных институциональных и инвестиционных условиях, и одновременно маркируют зоны возможных повышенных рисков нестабильности, требующих дополнительной экспертной оценки. Такой дифференцированный подход повышает обоснованность управленческих решений и инвестиционного планирования в аграрном секторе (апробированный на примере Калининградской области).

Список источников

1. Постановление Правительства Калининградской области "О Стратегии социально-экономического развития Калининградской области на долгосрочную перспективу" от 02.08.2012 г. № 583.
2. Бийбосунов Б. И., Сабитов Б. Р., Алмасбекова З., Эсенаманова Г. К. Численный метод построения моделей для прогнозирования экономических показателей сельского хозяйства // Электронный научный журнал "Дневник науки". 2020. № 2.
3. Иванов А. В., Коваленко О. А. Некоторые аспекты оценки эффективности отраслевого развития (на примере рыбной отрасли) // Балтийский экономический журнал. 2025. № 3(51). С. 23-37.
4. Карлов А. М., Муров В. М. Методология имитационного моделирования бизнес-процессов океанического промысла // Балтийский экономический журнал. 2023. № 3(43). С. 37-47.
5. Карлов А. М., Мнацаканян Р. А. Сравнительная оценка эконометрических моделей по точности прогнозирования. // Балтийский экономический журнал. 2024. № 2(46). С. 6 - 17.
6. Коваленко А. В., Сюсюра Д. А., Теунаев Д. М. Использование методов машинного обучения и искусственного интеллекта для анализа социально-экономического развития городских округов, районов и поселений Краснодарского края // Научный журнал КубГАУ. 2019. №153. С. 1-13.
7. Крылова О. С., Каличкин В. К. Машинное обучение для прогнозирования урожайности ярового ячменя в зависимости от агроклиматических условий // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. 2025. № 7 (249). С. 9-15.
8. Марченко С. С., Новиков А. Е., Бурцева Н. И., Семененко С. Я. Применение методов машинного обучения к построению прогнозных моделей продуктивности многолетних трав при орошении // Мелиорация и гидротехника. 2024. Т. 14. № 2. С. 94–107.
9. Мнацаканян А. Г., Мнацаканян Р. А., Харин А. Г. Моделирование динамики цен на рыбопродукты в России // Балтийский экономический журнал. 2023. № 3(43). С. 82-98.
10. Мнацаканян А. Г., Харин А. Г. Исследование внутренних факторов цен на рыбопродукты в России // Балтийский экономический журнал. 2023. № 4(44). С. 103-114.
11. Панамарева О. Н., Храмов И. С., Биденко С. И. Нейросетевое моделирование и оценка территориальной экономической ситуации // Вестник МФЮА. 2020. №4. С. 63-75.
12. Подвальный С. Л., Лихотин М. А., Михайлузов А. В., Донских А. К. Использование рекуррентных сетей для прогнозирования потребления электроэнергии // Вестник ВГТУ. 2022. №3. С. 45-50.

13. Самсонов А. В. Совершенствование инструментария прогнозирования развития АПК: комбинация рекуррентных нейронных сетей и множественной регрессии для регионально-отраслевого анализа // Russian Economic Bulletin. 2025. №3. С. 428-443.
14. Самсонов А. В., Сергеев Л. И. Прогнозирование динамики регионального ВРП с использованием аппарата рекуррентных нейронных сетей // Russian Economic Bulletin. 2021. №5. С. 240-252.
15. Сергеев Л. И., Сергеев Д. Л. Обобщение взаимосвязи численности населения и добычи водных биоресурсов приморских регионов страны // Балтийский экономический журнал. 2024. № 3(47). С. 101-116.
16. Тимофеев А. Г., Лебединская О. Г. Модель применения сверточной нейронной сети (CNN) в сочетании с долговременной памятью (LSTM) прогнозирования цены на нефть в условиях неопределенности // ТДР. 2022. №2. С. 54-59.
17. Труфляк Е. В., Рагозин Л. В. Эффективность дифференцированного внесения азотных удобрений с использованием модели искусственного интеллекта // Инженерные технологии и системы. 2025. Т. 35, № 3. С. 489–512.
18. Файзуллин Р. В., Новикова О. А. Применение методов машинного обучения для прогнозирования в сельскохозяйственном секторе экономики // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22. № 2. С. 69-79.
19. Харин А. Г. О некоторых целях рыбохозяйственной политики в Российской Федерации и влиянии внешней торговли на потребление рыбопродуктов // Балтийский экономический журнал. 2023. № 2(42). С. 36–49.
20. Официальный сайт Единой межведомственной информационно-статистической системы (ЕМИСС). - [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.fedstat.ru/>
21. Официальный сайт Федеральной службы государственной статистики. - [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru>

References

1. Resolution of the Government of the Kaliningrad Region "On the Strategy of socio-economic development of the Kaliningrad region for the long term" dated 08/02/2012 N 583.
2. Biybosunov B. I., Sabitov B. R., Almasbekova Z., Esenamanova G. K. Numerical method of constructing models for forecasting economic indicators of agriculture // Electronic scientific journal "Diary of Science". 2020. № 2.
3. Ivanov A. V., Kovalenko O. A. Some aspects of assessing the effectiveness of sectoral development (using the example of the fishing industry) // Baltic Economic Journal. 2025. № 3(51). pp. 23-37.
4. Karlov A. M., Murov V. M. Methodology of simulation modeling of business processes of oceanic fishing // Baltic Economic Journal. 2023. No. 3(43). pp. 37-47.

5. Kovalenko A. V., Syusyura D. A., Teunaev D. M. Using machine learning and artificial intelligence methods to analyze the socio-economic development of urban districts, districts and settlements of the Krasnodar Territory // *KubGAU Scientific Journal*. 2019. №153. pp. 1-13.
6. Krylova O. S., Kalichkin V. K. Machine learning for predicting the yield of spring barley depending on agro-climatic conditions // *Bulletin of the Altai State Agrarian University*. 2025. No. 7 (249). pp. 9-15.
7. Marchenko S. S., Novikov A. E., Burtseva N. I., Semenenko S. Ya. Application of machine learning methods to the construction of predictive models of productivity of perennial grasses during irrigation // *Melioration and hydraulic engineering*. 2024. Vol. 14. No. 2. pp. 94-107.
8. Mnatsakanyan A. G., Mnatsakanyan R. A., Kharin A.G. Modeling the dynamics of prices for fish products in Russia // *Baltic Economic Journal*. 2023. No. 3(43). pp. 82-98.
9. Mnatsakanyan A. G., Kharin A. G. Investigation of internal factors of prices for fish products in Russia // *Baltic Economic Journal*. 2023. No. 4(44). pp. 103-114.
10. Panamareva O. N., Khramov I. S., Bidenko S. I. Neural network modeling and assessment of the territorial economic situation // *Bulletin of the MFUA*. 2020. No. 4. pp. 63-75.
11. Podvalny S. L., Likhotin M. A., Mikhailusov A. V., Donskikh A. K. The use of recurrent networks for forecasting electricity consumption. *Vestnik VGTU*. 2022. No. 3. pp. 45-50.
12. Samsonov A. V. Improving tools for predicting the development of agriculture: a combination of recurrent neural networks and multiple regression for regional and sectoral analysis // *Russian Economic Bulletin*. 2025. No. 3. pp. 428-443.
13. Samsonov A. V., Sergeev L. I. Forecasting the dynamics of regional GRP using recurrent neural networks // *Russian Economic Bulletin*. 2021. No.5. pp. 240-252.
14. Sergeev L. I., Sergeev D. L. Generalization of the relationship between the population and the extraction of aquatic biological resources in the coastal regions of the country // *Baltic Economic Journal*. 2024 No. 3(47). pp. 101-116.
15. Timofeev A. G., Lebedinskaya O. G. A model for using a convolutional neural network (CNN) in combination with long-term memory (LSTM) for predicting oil prices under conditions of uncertainty // *TDR*. 2022. No. 2. pp. 54-59.
16. Truflyak E. V., Ragozin L. V. The effectiveness of differentiated nitrogen fertilizer application using an artificial intelligence model // *Engineering technologies and systems*. 2025. Vol. 35, No. 3. pp. 489-512.
17. Fayzullin R. V., Novikova O. A. Application of machine learning methods for forecasting in the agricultural sector of the economy // *Intelligent systems in production*. 2024. Vol. 22. No. 2. pp. 69-79.
18. Kharin A. G. On some objectives of fisheries policy in the Russian Federation and the impact of foreign trade on the consumption of fish products // *Baltic Economic Journal*. 2023. No. 2(42). pp. 36-49.

19. Official website of the Unified Interdepartmental Information and Statistical System (EMISS). - [Electronic resource] – Access mode: [https://www.fedstat.ru /](https://www.fedstat.ru/)

20. The official website of the Federal State Statistics Service. - [Electronic resource] – Access mode: <https://rosstat.gov.ru>

Информация об авторе

А. В. Самсонов – ассистент кафедры Экономической теории и инструментальных методов ИНОТЭКУ ФГБОУ ВО "Калининградский государственный технический университет"

Information about the author

A. V. Samsonov - Assistant Professor at the Department of Economic Theory and Instrumental Methods of INOTEKU FGBOU VO "Kaliningrad State Technical University"

Статья поступила в редакцию 20.03.2026; одобрена после рецензирования 03.04.2026; принята к публикации 20.04.2026.

The article was submitted 20.03.2026; approved after reviewing 03.04.2026; accepted for publication 20.04.2026.