

УДК 004.8
МРНТИ 82.29.09
https://doi.org/10.53364/24138614_2025_36_1_8

А.С. Құмарқанова¹, З.Т. Хасенова¹, Ю.А. Вайс^{1*}

¹НАО «Восточно-Казахстанский технический университет имени Д. Серикбаева»,
Усть-Каменогорск, Казахстан

E-mail: yuvais@edu.ektu.kz*

АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА БАЗЕ ИСТОРИЧЕСКИХ ДАННЫХ РАСХОДА ЛЕКАРСТВЕННЫХ СРЕДСТВ

***Аннотация.** Прогнозирование спроса на лекарственные средства играет ключевую роль в обеспечении устойчивого снабжения, эффективного управления запасами и своевременного доступа пациентов к жизненно важным лекарствам. В данной статье представлено исследование методов временных рядов ARIMA и экспоненциального сглаживания для прогнозирования спроса на антигипертензивное лекарственное средство от давления. Исследование направлено на разработку и выявление модели, обеспечивающей высокую точность и эффективность прогнозирования на основе выбранных наборов данных.*

Анализ включает в себя исследование методов прогнозирования, проведение сбора и обработки данных, определение оптимальных параметров для каждого метода, разработку гибридной модели, оценку точности на основе заданных метрик и анализ результатов. В ходе проведенного исследования установлено, что наиболее эффективными методами прогнозирования являются подходы на основе временных рядов, включая модели ARIMA и методы экспоненциального сглаживания. А разработанная гибридная модель демонстрирует высокую точность прогнозов благодаря комбинированию преимуществ двух подходов. Результаты показывают, что гибридная модель превосходит ARIMA и экспоненциальное сглаживание по всем ключевым метрикам. На основании полученных выводов предложено внедрение гибридной модели для повышения точности прогнозирования спроса в фармацевтической отрасли.

***Ключевые слова:** прогнозирование, методы прогнозирования, экспоненциальное сглаживание, ARIMA, временные ряды, лекарственное средство, гибридная модель.*

Введение.

Прогнозирование спроса на лекарственные средства является ключевым элементом современной системы здравоохранения, способствуя эффективному управлению цепочками поставок, своевременному обеспечению медицинских учреждений и аптек необходимыми медикаментами, а также минимизации риска их дефицита. Несмотря на то, что в настоящее время лекарства в аптеках в большинстве случаев имеются в наличии, статистические данные, используемые для управления запасами, остаются недостаточно гибкими и оперативными. Это создает риск резкого всплеска спроса, при котором текущих запасов может не хватить. Поэтому применение прогнозных моделей приобретает особую значимость для обеспечения пациентов необходимыми лекарственными средствами, поскольку своевременное наличие препаратов в аптечных и медицинских учреждениях способствует повышению качества лечения, предотвращению обострений заболеваний и снижению риска летальных исходов. Особенно актуальной эта задача становится в отношении препаратов для лечения сердечно-сосудистых заболеваний и заболеваний системы кровообращения, так как смертность от этих болезней самая высокая во всем мире. По данным Министерства здравоохранения Республики Казахстан ежегодно в нашей

стране от сердечно-сосудистых заболеваний умирает порядка 40 тысяч человек [1]. При этом болезни системы кровообращения составили 22,7% от общего числа зарегистрированных случаев смертности в 2022 году, занимая лидирующую позицию среди причин летальных исходов [2]. Такой высокий показатель подчеркивает необходимость системного подхода к обеспечению доступности антигипертензивных препаратов.

Прогнозирование спроса на лекарственные средства осуществляется с использованием различных подходов, выбор которых определяется их категорией и влияющими факторами. Данный процесс представляет собой сложную задачу, требующую применения разнообразных аналитических подходов. Среди применяемых методов выделяются алгоритмы машинного обучения, включая нейронные сети, регрессионный анализ, методы интеллектуального анализа данных и модели временных рядов.

Алгоритмы машинного обучения применяются для прогнозирования временных рядов благодаря их способности моделировать сложные нелинейные зависимости. Например, в статье Мбониншуту, Нкурунзиза, Нийобухунгиро и Кайитаре [3] исследуется использование случайных лесов, линейной регрессии и метода искусственных нейронных сетей для прогнозирования спроса на жизненно важные лекарства на основе данных потребления в Руанде, где подчеркивается их высокая точность при наличии большого объема обучающих данных. Однако эти методы часто требуют значительных вычислительных ресурсов и большого объема данных для обучения, что делает их менее практичными для применения в условиях ограниченного времени и ресурсов.

Рекуррентные нейронные сети (RNN) и долгая краткосрочная память (LSTM) демонстрируют значительные успехи в задачах прогнозирования. В исследовании Элсворт и Гюттель [4] показано, что нейронные сети способны выявлять сложные нелинейные зависимости в данных, что делает их эффективными в задачах прогнозирования спроса. Тем не менее, их основной недостаток заключается в риске переобучения, особенно при небольшом объеме данных, а также в высокой вычислительной сложности.

Регрессионные методы, такие как линейная регрессия, традиционно используются для моделирования зависимостей в данных. Ученые Моуса и Аль-Хатиб [5] анализируют их применение для прогнозирования временных рядов в контексте фармацевтической логистики. Хотя регрессионные модели просты в интерпретации, они не всегда способны эффективно справляться с задачами, связанными с сезонностью или изменением трендов, что ограничивает их применение в сложных задачах прогнозирования.

Модели временных рядов, как ARIMA и экспоненциальное сглаживание, остаются стандартом в задачах прогнозирования спроса. За счет своей универсальности и эффективности они находят широкое применение в различных областях, включая медицину [6], транспорт [7], энергетику [8] и другие. В исследовании Захра и Путра [9] отмечается, что ARIMA обеспечивает высокий уровень точности при моделировании временных зависимостей, в то время как экспоненциальное сглаживание лучше справляется с задачами прогнозирования в условиях изменчивости данных. Преимущество этих методов заключается в их простоте, интерпретируемости и сравнительно низкой вычислительной сложности. Они хорошо адаптируются к задачам, связанным с сезонностью и трендами, что делает их наиболее подходящими для применения в фармацевтической отрасли.

Эффективное прогнозирование спроса лекарственных средств требует использования современных аналитических методов, отличающихся гибкостью, способностью учитывать сезонные колебания, изменения трендов и нерегулярные всплески спроса, а также обеспечивать оперативность и точность результатов. Сравнительный анализ различных методов прогнозирования показывает, что, несмотря на растущую популярность нейронных сетей и алгоритмов машинного обучения, традиционные модели временных рядов, такие как ARIMA и экспоненциальное сглаживание, остаются наиболее

эффективными для задач прогнозирования спроса на лекарственные средства. Эти методы обладают необходимой гибкостью, простотой настройки и способностью учитывать ключевые характеристики данных, включая тренды и сезонные колебания [10-13].

Цель исследования состоит в улучшении точности прогнозирования спроса на выбранную категорию лекарственных средств путем анализа различных моделей временных рядов. Новизна исследования заключается в разработке гибридной модели, интегрирующей подходы ARIMA и экспоненциального сглаживания. Используя сравнительный анализ определим точность прогнозирования спроса на выбранную категорию лекарственных средств для разработанной гибридной модели и традиционных моделей временных рядов.

Материалы и методы.

Для проведения прогноза использовались данные по еженедельным расходам антигипертензивного лекарственного препарата физиотенз в медицинском центре (Рисунок 1). Данный набор охватывает временной интервал с 2003 года по конец 2023 года, что составляет 1096 записей. Данные включают информацию о расходах препарата, представленную в формате временных рядов, с указанием даты и соответствующего объема.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Date	Weekly_ Consumption	Male_ Consumption	Female_ Consumption	Consumption_ Age_18_34	Consumption_ Age_35_59	Consumption_ Age_60_Plus	Price_ Euro	Percentage_with_ Cardiovascular_ Diseases	Percentage_Over_65_ Years_Old
2	2003-01-05	117	50	67	9	42	66	7,12	12,6	17,48
3	2003-01-12	111	48	63	8	41	62	7,12	12,53	17,47
4	2003-01-19	113	47	66	9	41	63	7,12	12,54	17,52
5	2003-01-26	117	51	66	6	44	67	7,12	12,51	17,44
6	2003-02-02	120	52	68	8	43	69	7,12	12,53	17,48
7	2003-02-09	115	47	68	6	45	64	7,12	12,53	17,49
8	2003-02-16	116	48	68	10	41	65	7,12	12,5	17,45
9	2003-02-23	112	47	65	6	45	61	7,12	12,52	17,42
10	2003-03-02	116	48	68	7	43	66	7,12	12,61	17,47

Рисунок 1 – Набор данных по еженедельным расходам антигипертензивного лекарственного препарата

В ходе предварительного анализа было проведено исследование временных зависимостей в данных с использованием функций автокорреляции (ACF) и частичной автокорреляции (PACF), результаты которых отображены на графиках рисунка 2.

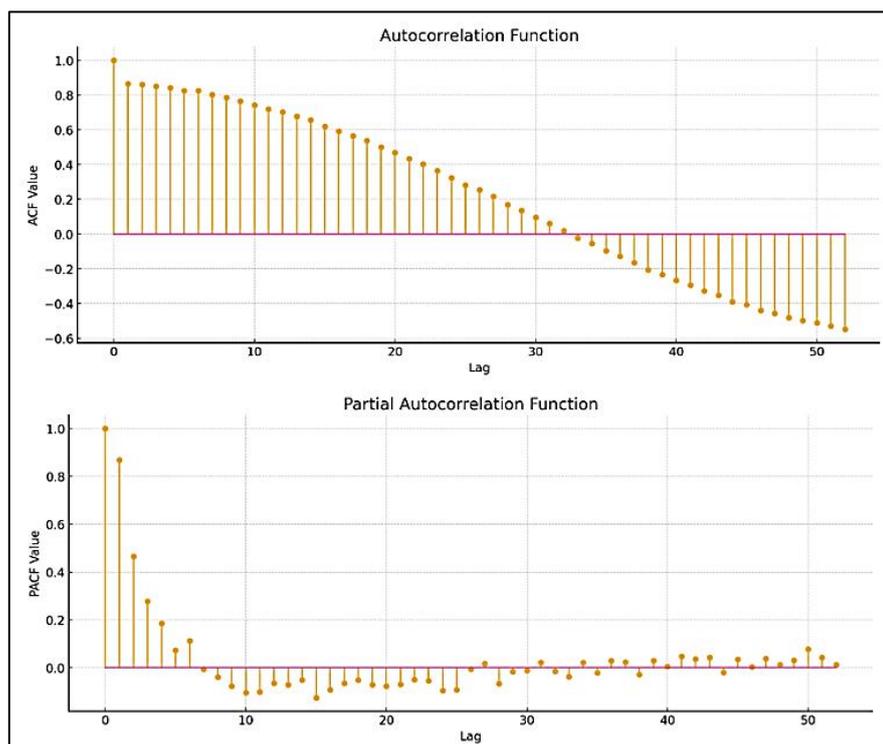


Рисунок 2 – ACF и PACF для анализа временного ряда потребления лекарств

Как показано на рисунке 2, ACF указывает на убывающий тренд зависимости, что свидетельствует о наличии автокорреляции в данных. График показывает сильную автокорреляцию при низких задержках, которая указывает на наличие сезонности в данных. PACF отражает наиболее значимые зависимости на первых задержках, что является ключевым фактором при выборе параметров модели ARIMA. Предварительный анализ данных выявил высокую регулярность и структурированность, подтверждающую их пригодность для методов временных рядов.

Модели обучаются на указанных выше исторических данных, что обеспечивает выявление основных закономерностей и тенденций. Обучающая выборка составляет 80% данных, в то время как оставшиеся 20% используются для тестирования.

Для анализа временных рядов и прогнозирования спроса на лекарственный препарат использовались два ключевых метода: ARIMA и экспоненциальное сглаживание.

Метод ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) применяется для прогнозирования временных рядов за счет учета временной зависимости, преобразования нестационарных данных в стационарные и сглаживания ошибок прогноза [14,15]. Он включает три компонента: авторегрессию (AR), интеграцию (I) и скользящее среднее (MA). Компонент авторегрессии описывает связь переменной с ее предыдущими значениями и описывается формулой (1) ниже:

$$AR(p): X_t = c + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где, X_t - текущее значение временного ряда, c - постоянная, ϕ_p - коэффициенты авторегрессии, характеризующие влияние предыдущих значений временного ряда, X_{t-p} - предыдущие значения временного ряда (с лагами от 1 до p), ε_t - ошибка прогноза.

Интеграционный компонент использует дифференцирование временных рядов для достижения стационарности и определяется по следующей формуле (2):

$$I(d): (1 - L)^d X_t = X_t - X_{t-1}, \quad (2)$$

где, $(1-L)^d$ - оператор дифференцирования порядка d , который преобразует нестационарный ряд в стационарный, L - лаговый оператор, d - порядок дифференцирования, X_{t-1} - предыдущее значение временного ряда.

Компонент скользящей средней описывает временной ряд с учетом прошлых ошибок прогнозирования и описывается формулой (3), приведенной ниже:

$$MA(q): X_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (3)$$

где, μ - среднее значение временного ряда, ε_t - текущая ошибка прогноза, θ_q - коэффициенты скользящего среднего, характеризующие влияние ошибок предыдущих прогнозов, ε_{t-q} - предыдущие ошибки прогноза.

Перед применением ARIMA к данным была проведена проверка их стационарности, показавшая наличие тренда. Для его устранения применялось дифференцирование. Модель ARIMA была построена с параметрами p, d, q , а оптимальные значения были определены на основе анализа функций ACF и PACF для использованного набора данных.

Экспоненциальное сглаживание — это метод, который использует средневзвешенное значение исторических данных для прогнозирования будущих значений. Основная идея состоит в том, чтобы сгладить старые данные, которые со временем экспоненциально уменьшаются за счет придания веса [16]. Для старых данных вес уменьшается в геометрической прогрессии. Основное уравнение метода экспоненциального сглаживания выглядит следующим образом (4):

$$S_t = \alpha \cdot Y_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}, \quad (4)$$

где, S_t - прогнозируемое (сглаженное) значение во времени t , Y_t - фактическое значение временного ряда в момент времени t , S_{t-1} - прогнозируемое значение в предыдущий момент времени $t-1$, α - коэффициент сглаживания (от 0 до 1).

Для повышения точности прогноза была разработана гибридная модель, объединяющая преимущества ARIMA и экспоненциального сглаживания (Рисунок 3).



Рисунок 3 – Схема построения гибридной модели

Как представлено на рисунке 3, процесс построения гибридной модели включает пять этапов:

1. Декомпозиция временного ряда. Исходные данные временного ряда разделяются на трендовые и остаточные компоненты.

2. Анализа трендовой части методом ARIMA.

3. Моделирование остаточной части для учета сезонных изменений методом экспоненциального сглаживания.

4. Комбинирование результатов на основе объединения прогнозов, используя взвешенный подход, трендовой и остаточной компонент.

5. Формирование гибридной модели с наибольшей точностью прогноза.

Результаты и обсуждение.

В рамках исследования были использованы три подхода для прогнозирования спроса на лекарственный препарат от давления: ARIMA, экспоненциальное сглаживание и гибридная модель, объединяющая оба метода. Процесс прогнозирования включает этапы выбора параметров, обучения модели, формирования прогноза и последующего анализа результатов.

В результате вычислительного эксперимента для модели ARIMA оптимальными параметрами на используемом наборе данных определены значения $p=1$, $d=0$, $q=1$. Для прогнозирования спроса на лекарства с использованием метода экспоненциального сглаживания был настроен коэффициент сглаживания (α). Параметр α подбирается с учетом минимизации ошибки прогнозирования. Оптимальное значение было определено на основе минимального показателя средней абсолютной процентной ошибки (MAPE), представленное в таблице 1. Тестирование выявило, что наименьшее значение ошибки достигается при параметре $\alpha=0,3$.

Таблица 1 - Значения параметра сглаживания на основе значений MAPE

Alpha	MAPE
$\alpha=0$	5.66%
$\alpha=0,1$	4.79%
$\alpha=0,2$	4.39%
$\alpha=0,3$	4.29%
$\alpha=0,4$	4.44%
$\alpha=0,5$	4.78%
$\alpha=0,6$	5.32%
$\alpha=0,7$	5.98%
$\alpha=0,8$	6.69%
$\alpha=0,9$	7.45%
$\alpha=1$	8.23%

Результаты сопоставления моделей ARIMA, экспоненциального сглаживания и гибридной модели с исходными данными представлены на рисунках 4–6.

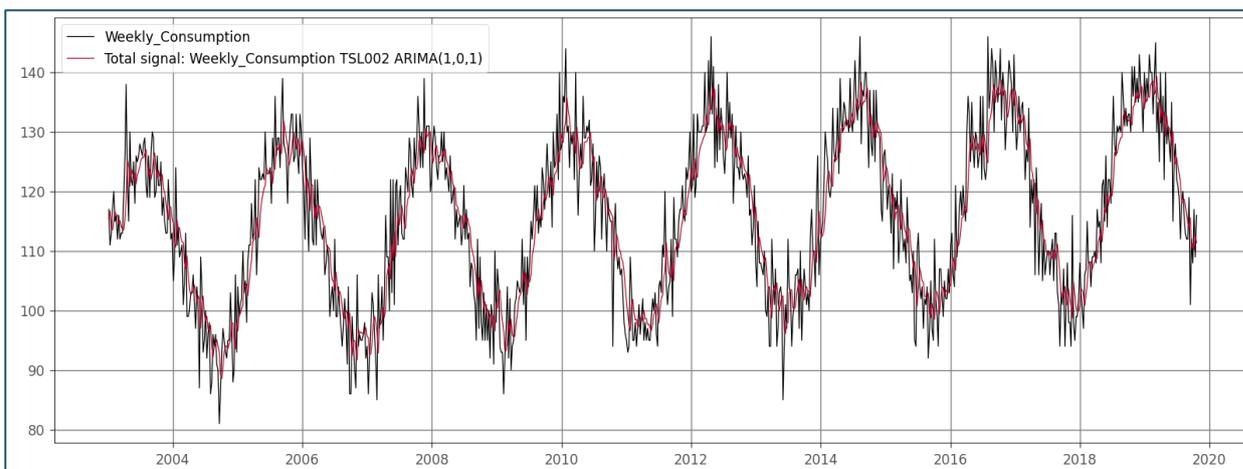


Рисунок 4 – Сопоставление модели ARIMA с историческими данными

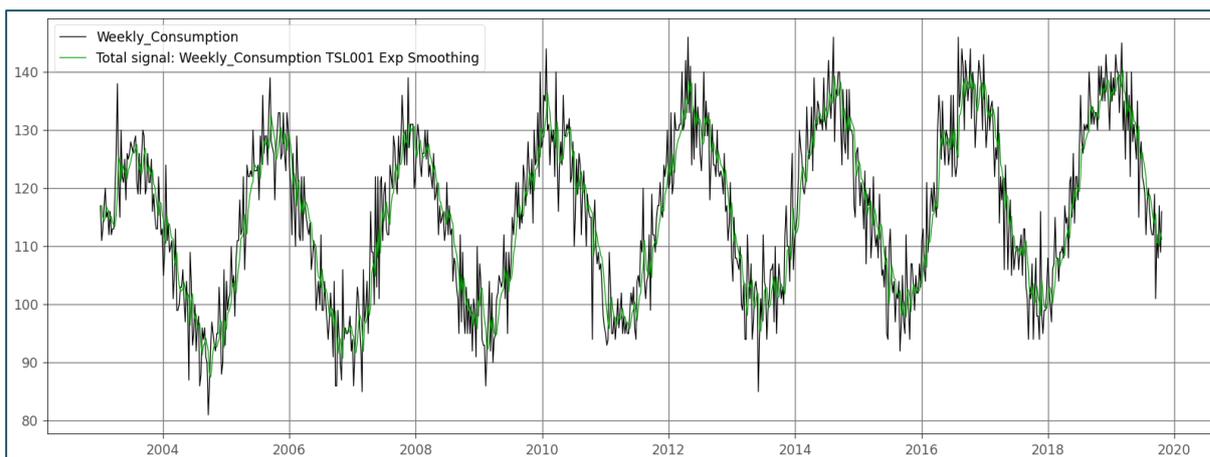


Рисунок 5 – Сопоставление модели экспоненциального сглаживания с историческими данными

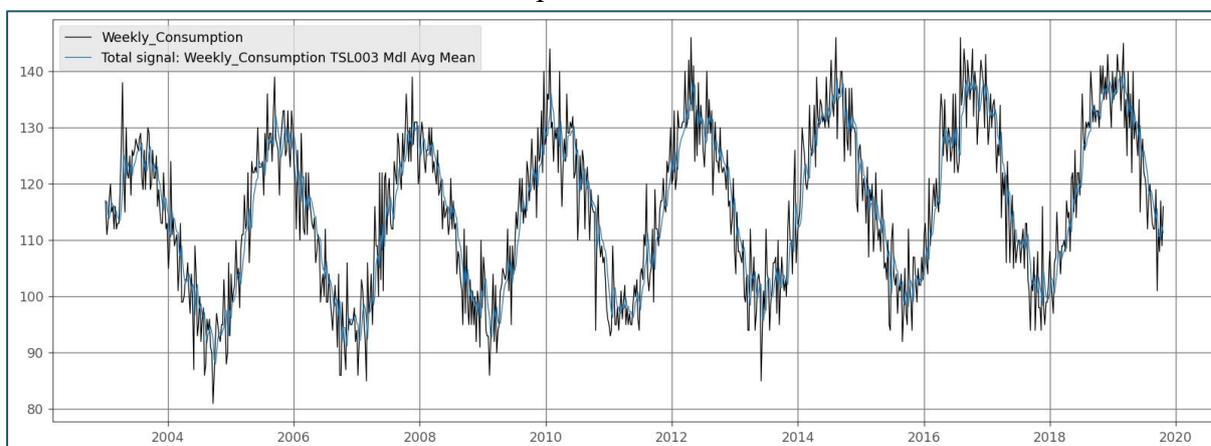


Рисунок 6 – Сопоставление гибридной модели с историческими данными

После этапа обучения модель применяется для прогнозирования. На рисунке 7 представлен результат прогноза спроса на лекарственное средство с использованием моделей ARIMA, экспоненциального сглаживания и гибридной модели. Фактические данные представлены черной линией, а затененная область в правой части графика соответствует периоду прогнозирования. Она отражает будущий прогноз спроса на основе трех моделей, что позволяет сравнить их точность и поведение.

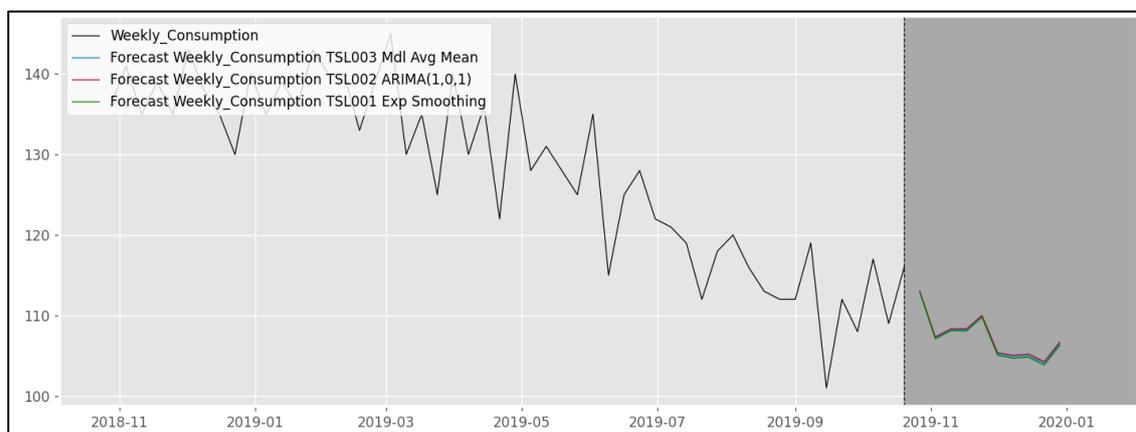


Рисунок 7 – Результаты прогнозирования спроса по трем моделям

Для оценки эффективности моделей прогнозирования были использованы метрики: средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (RMSE) и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE). Таблица статистических показателей для всех трех моделей представлена на рисунке 8.

TRAINING SAMPLE MODEL FIT			
Variable: Weekly_Consumption			
Model(s):			
TSL001 Exp Smoothing			
TSL002 ARIMA(1,0,1)			
TSL003 Mdl Avg Mean			
	TSL001	TSL002	TSL003
in-sample MSE	38.153	37.906	37.910
... RMSE	6.177	6.157	6.157
... MAE	4.891	4.880	4.876
... MAPE	4.299	4.294	4.287
Sample size	877	877	877
Effective sample size	876	875	875
* based on one-step-ahead forecast errors			

Рисунок 8 – Показатели оценки эффективности

Сравнительный анализ показал, что гибридная модель (TSL003) продемонстрировала самые низкие значения метрик MAE, RMSE и MAPE по сравнению с моделями ARIMA (TSL002) и экспоненциального сглаживания (TSL001), что указывает на более высокое качество модели. Таким образом, гибридная модель демонстрирует лучшую точность в прогнозировании.

Заключение.

В рамках исследования было проведено сравнение методов прогнозирования временных рядов ARIMA, экспоненциального сглаживания и их гибридной модели в прогнозировании спроса на антигипертензивное лекарственное средство физиотенз. Исследование охватывало временной интервал с 2003 по 2023 год и включало анализ еженедельных расходов препарата.

Результаты сравнительного анализа показали, что гибридная модель превосходит отдельные подходы ARIMA и экспоненциального сглаживания. Гибридная модель обеспечила самые низкие значения ошибок, что подтверждает её высокую точность и надежность. Такой подход позволил объединить сильные стороны обеих моделей: способность ARIMA эффективно моделировать долгосрочные тренды и адаптивность экспоненциального сглаживания к сезонным изменениям.

Практическая значимость исследования заключается в применении предложенной гибридной модели для оптимизации управления запасами медикаментов, повышения эффективности планирования поставок и предотвращения дефицита препаратов. Это особенно важно для медицинских учреждений и аптек, где точное прогнозирование спроса является ключевым фактором обеспечения доступности лекарств для пациентов. Проведенное исследование разработки гибридной модели можно распространить на другие категории лекарственных средств с более сложной структурой спроса.

Таким образом, данное исследование подтверждает перспективность использования гибридных моделей временных рядов для решения задач прогнозирования в фармацевтической отрасли, обеспечивая их практическую применимость и высокую точность.

Список литературы

1. Национальный центр общественного здравоохранения Министерства здравоохранения Республики Казахстан. (2023). Сердечно-сосудистые заболевания [Электронный ресурс]. URL: <https://hls.kz/ru/archives/41346> (дата обращения: 15.01.2025)

2. Национальный центр общественного здравоохранения Министерства здравоохранения Республики Казахстан. (2023). Анализ здоровья казахстанцев за 2022 год [Электронный ресурс]. URL: <https://hls.kz/ru/archives/41153> (дата обращения: 15.01.2025)
3. Мбониншуту, Ф., Нкурунзиза, Дж., Нийобухунгиро, Дж., & Кайитаре, Э. (2022). Прогнозирование спроса на основные лекарственные средства: машинное обучение на основе данных о потреблении в Руанде. *Процессы*, 10(1). <https://doi.org/10.3390/pr10010026>.
4. Элсворт, С., & Гюттель, С. (2020). Прогнозирование временных рядов с использованием сетей LSTM: символичный подход. *Архив*, abs/2003.05672. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.05672>
5. Моуса, Б., & Аль-Хатиб, Б. (2023). Прогнозирование спроса на лекарства с использованием методов глубокого обучения: обзор. *Журнал интеллектуальных систем*, 32, 20220297. <https://doi.org/10.1515/jisys-2022-0297>
6. Гонсалес, Р., Гонсалес, Л., & Санчес, А. (2021). Прогнозирование спроса на лекарства фармацевтической организации с использованием модели ARIMA. *Университет и общество*, 13, 119–130.
7. Dauletbakov, B., Ruzieva, E., & Balkhybekova, K. (2024). Metody analiza vremennykh ryadov i prognozirovaniya dlya otsenki sezonnoi sostavlyayushchei zheleznodorozhnogo transporta. *Vestnik KazATK*, 131(2), 260–277. <https://doi.org/10.52167/1609-1817-2024-131-2-260-277>.
8. Dzhetskova, S., & Shukirova, A. (2024). Determinirovannyye i stokhasticheskiye komponenty vremennykh ryadov: modelirovaniye elektropotrebleniya. *Vestnik KazATK*, 130(1), 163–170. <https://doi.org/10.52167/1609-1817-2024-130-1-163-170>
9. Захра, А., & Путра, Ю. Х. (2019). Сравнение методов прогнозирования на основе сезонных паттернов для предсказания потребности в лекарствах с использованием метода ARIMA и экспоненциального сглаживания. *Серия конференций IOP: Материаловедение и инженерия*, 662, 022030. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/662/2/022030>
10. Буринскиене, А. (2022). Модель прогнозирования: случай фармацевтической розничной торговли. *Медицина будущего*, 9, 582186. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.582186>
11. Ван Ахмад, В. К. А., & Ахмад, С. (2013). Модель ARIMA и метод экспоненциального сглаживания: сравнение. *Материалы конференции AIP*, 1522, 1312–1321. <https://doi.org/10.1063/1.4801282>
12. Тас, И., & Сатоглу, С. И. (2023). Прогнозирование спроса в фармацевтической отрасли в условиях пандемии COVID-19 с использованием машинного обучения и анализа временных рядов. *Интеллектуальные и нечеткие системы*, 759, 157–165. https://doi.org/10.1007/978-3-031-39777-6_19
13. Хайндман, Р. Дж., & Афанасопулос, Г. (2018). Прогнозирование: Принципы и практика (2-е изд.). Австралия: OText
14. Фаттах, Дж., Эзин, Л., Аман, З., Эль Муссами, Х., & Лачхаб, А. (2018). Прогнозирование спроса с использованием модели ARIMA. *Международный журнал инженерного бизнеса и управления*, 10, 1–9. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>
15. Дай, Дж., & Чен, С. (2019). Применение модели ARIMA для прогнозирования данных о численности населения. *Журнал физики: Серия конференций*, 1324, 012100. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1324/1/012100>
16. Нирмала, В. В., Харджади, Д., & Авалуддин, Р. (2021). Прогнозирование продаж с использованием метода экспоненциального сглаживания и метода тренда для оптимизации продаж продукции в РТ. *Zamrud Bumi Indonesia в условиях пандемии COVID-19. Международный журнал инженерии, науки и информационных технологий*, 1(4), 59–64. <https://doi.org/10.52088/ijesty.v1i4.16>

References

1. Natsional'nyi tsentr obshchestvennogo zdavookhraneniya Ministerstva zdavookhraneniya Respubliki Kazakhstan. (2023). Serdechno-sosudistye zabolvaniya [Elektronnyi resurs]. URL: <https://hls.kz/ru/archives/41346> (data obrashcheniya: 15.01.2025)
2. Natsional'nyi tsentr obshchestvennogo zdavookhraneniya Ministerstva zdavookhraneniya Respubliki Kazakhstan. (2023). Analiz zdorov'ya kazakhstantsev za 2022 god [Elektronnyi resurs]. URL: <https://hls.kz/ru/archives/41153> (data obrashcheniya: 15.01.2025)
3. Mboninshuti, F., Nkurunziza, Dzh., Niiobukhungiro, Dzh., & Kaiitare, E. (2022). Prognozirovaniye sprosa na osnovnye lekarstvennyye sredstva: mashinnoe obucheniye na osnove dannykh o potreblenii v Ruande. *Protsessy*, 10(1). <https://doi.org/10.3390/pr10010026>
4. Elsvort, S., & Gyuttel', S. (2020). Prognozirovaniye vremennykh ryadov s ispol'zovaniem setei LSTM: simvol'nyi podkhod. *Arkhiv*, abs/2003.05672. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.05672>
5. Mousa, B., & Al'-Khatib, B. (2023). Prognozirovaniye sprosa na lekarstva s ispol'zovaniem metodov glubokogo obucheniya: obzor. *Zhurnal intellektual'nykh sistem*, 32, 20220297. <https://doi.org/10.1515/jisys-2022-0297>
6. Gonsales, R., Gonsales, L., & Sanches, A. (2021). Prognozirovaniye sprosa na lekarstva farmatsevticheskoi organizatsii s ispol'zovaniem modeli ARIMA. *Universitet i obshchestvo*, 13, 119–130.
7. Dauletbakov, B., Ruzieva, E., & Balkhybekova, K. (2024). Metody analiza vremennykh ryadov i prognozirovaniya dlya otsenki sezonnoi sostavlyayushchei zhelezodorozhnogo transporta. *Vestnik KazATK*, 131(2), 260–277. <https://doi.org/10.52167/1609-1817-2024-131-2-260-277>
8. Dzhetsmekova, S., & Shukirova, A. (2024). Determinirovannyye i stokhasticheskie komponenty vremennykh ryadov: modelirovaniye elektropotrebleniya. *Vestnik KazATK*, 130(1), 163–170. <https://doi.org/10.52167/1609-1817-2024-130-1-163-170>
9. Zakhra, A., & Putra, Yu. Kh. (2019). Sravneniye metodov prognozirovaniya na osnove sezonnykh patternov dlya predskazaniya potrebnosti v lekarstvakh s ispol'zovaniem metoda ARIMA i eksponentsial'nogo sglazhivaniya. *Seriya konferentsii IOP: Materialovedeniye i inzheneriya*, 662, 022030. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/662/2/022030>
10. Burinskiene, A. (2022). Model' prognozirovaniya: sluchai farmatsevticheskoi roznichnoi trgovli. *Medsitina budushchego*, 9, 582186. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.582186>
11. Van Akhmad, V. K. A., & Akhmad, S. (2013). Model' ARIMA i metod eksponentsial'nogo sglazhivaniya: sravneniye. *Materialy konferentsii AIP*, 1522, 1312–1321. <https://doi.org/10.1063/1.480128>
12. Tas, I., & Satoglu, S. I. (2023). Prognozirovaniye sprosa v farmatsevticheskoi otrasli v usloviyakh pandemii COVID-19 s ispol'zovaniem mashinnogo obucheniya i analiza vremennykh ryadov. *Intellektual'nye i nechetkie sistemy*, 759, 157–165. https://doi.org/10.1007/978-3-031-39777-6_19
13. Khaindman, R. Dzh., & Afanasopulos, G. (2018). Prognozirovaniye: *Printsipy i praktika* (2-e izd.). Avstraliya: OTexts.
14. Fattakh, Dzh., Ezzin, L., Aman, Z., El' Mussami, Kh., & Lachkhab, A. (2018). Prognozirovaniye sprosa s ispol'zovaniem modeli ARIMA. *Mezhdunarodnyi zhurnal inzhenernogo biznesa i upravleniya*, 10, 1–9. <https://doi.org/10.1177/1847979018808673>
15. Dai, Dzh., & Chen, S. (2019). Primeneniye modeli ARIMA dlya prognozirovaniya dannykh o chislennosti naseleniya. *Zhurnal fiziki: Seriya konferentsii*, 1324, 012100. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1324/1/012100>
16. Nirmala, V. V., Khardzhadi, D., & Avaluddin, R. (2021). Prognozirovaniye prodazh s ispol'zovaniem metoda eksponentsial'nogo sglazhivaniya i metoda trenda dlya optimizatsii prodazh produktsii v PT. *Zamrud Bumi Indonesia v usloviyakh pandemii COVID-19*.

Mezhdunarodnyi zhurnal inzhenerii, nauki i informatsionnykh tekhnologii, 1(4), 59–64.
<https://doi.org/10.52088/ijesty.v1i4.169>

ДӘРІЛІК ЗАТТАРДЫ ТҰТЫНУДЫҢ ТАРИХИ ДЕРЕКТЕРІ НЕГІЗІНДЕ СҰРАНЫСТЫ БОЛЖАУ МОДЕЛЬДЕРІН ТАЛДАУ

Аңдатпа. Дәрілік заттарға сұранысты болжау пациенттердің тұрақты жеткізілімін, қорларды тиімді басқаруын және өмірлік маңызды дәрілерге уақтылы қол жеткізуін қамтамасыз етуде шешуші рөл атқарады. Бұл мақалада антигипертензиялық қысымға қарсы дәрілік затқа сұранысты болжау мақсатында ARIMA мен экспоненциалды тегістеу уақыт қатарлары әдістерін зерттеу ұсынылған. Зерттеу таңдалған деректер жиынтығына негізделген болжаудың жоғары дәлдігі мен тиімділігін қамтамасыз ететін модельді әзірлеуге және анықтауға бағытталған.

Талдау болжау әдістерін зерттеуді, деректерді жинауды және өңдеуді, әрбір әдіс үшін оңтайлы параметрлерді анықтауды, гибридті модельді әзірлеуді, берілген көрсеткіштерге негізделген дәлдікті бағалауды және нәтижелерді талдауды қамтиды. Зерттеу барысында болжаудың ең тиімді әдістері уақыт қатарына негізделген тәсілдер, соның ішінде ARIMA модельдері мен экспоненциалды тегістеу әдістері екендігі анықталды. Ал әзірленген гибридті модель екі тәсілдің артықшылықтарын біріктіру арқылы болжамдардың жоғары дәлдігін береді. Нәтижелер гибридті модель ARIMA мен экспоненциалды тегістеуден барлық негізгі көрсеткіштер бойынша басым екенін көрсетеді. Алынған қорытындылар негізінде фармацевтика саласында сұранысты болжау дәлдігін арттыру үшін гибридті модельді енгізу ұсынылды.

Түйін сөздер: болжау, болжау әдістері, экспоненциалды тегістеу, ARIMA, уақыт қатарлары, дәрілік зат, гибридті модель.

ANALYSING DEMAND FORECASTING MODELS BASED ON HISTORICAL DRUG CONSUMPTION DATA

Abstract. Forecasting drug demand plays a key role in ensuring sustainable supply, effective inventory management, and timely patient access to life-saving medicines. This article presents a study of ARIMA time series and exponential smoothing methods for predicting demand for an antihypertensive blood pressure drug. The research is aimed at developing and identifying a model that ensures high accuracy and efficiency of forecasting based on selected data sets.

The analysis includes the study of forecasting methods, data collection and processing, determining the optimal parameters for each method, developing a hybrid model, evaluating accuracy based on specified metrics, and analyzing the results. In the course of the conducted research, it was found that the most effective forecasting methods are time series-based approaches, including ARIMA models and exponential smoothing methods. And the developed hybrid model demonstrates high forecast accuracy by combining the advantages of the two approaches. The results show that the hybrid model is superior to ARIMA and exponential smoothing in all key metrics. Based on the findings, the introduction of hybrid models is proposed to improve the accuracy of forecasting demand in the pharmaceutical industry.

Keywords: forecasting, forecasting methods, exponential smoothing, ARIMA, time series, drug, hybrid model.

Сведения об авторах

Құмарқанова Ақбота Серікқызы	Магистр, преподаватель «Школа цифровых технологий и искусственного интеллекта», НАО «Восточно-Казakhstanский технический университет имени Д. Серикбаева», г. Усть-Каменогорск, Казахстан, тел: 87474371007; e-mail: akbota.vko@gmail.com
Хасенова Зарина Толлеубековна	PhD, декан «Школа цифровых технологий и искусственного интеллекта», НАО «Восточно-Казakhstanский технический университет имени Д. Серикбаева», г. Усть-Каменогорск, Казахстан, тел: 87715492087; E-mail: zthasenova@mail.ru
Вайс Юрий Андреевич	Кандидат технических наук, ассоциированный профессор «Школа цифровых технологий и искусственного интеллекта», НАО «Восточно-Казakhstanский технический университет имени Д. Серикбаева», г. Усть-Каменогорск, Казахстан, тел: 87052502872; E-mail: yuvais@edu.ektu.kz

Авторлар туралы мәлімет

Құмарқанова Ақбота Серікқызы	Магистр, «Д. Серікбаев атындағы Шығыс Қазақстан техникалық университеті» КеАҚ-нің «Цифрлық технологиялар және жасанды интеллект мектебі» оқытушысы, Өскемен қ., Қазақстан, тел: 87474371007; E-mail: akbota.vko@gmail.com
Хасенова Зарина Толлеубековна	PhD, «Д. Серікбаев атындағы Шығыс Қазақстан техникалық университеті» КеАҚ-нің «Цифрлық технологиялар және жасанды интеллект мектебі» деканы, Өскемен қ., Қазақстан, тел: 87715492087; E-mail: zthasenova@mail.ru
Вайс Юрий Андреевич	Техника ғылымдарының кандидаты, «Д. Серікбаев атындағы Шығыс Қазақстан техникалық университеті» КеАҚ-нің «Цифрлық технологиялар және жасанды интеллект мектебі» қауымдастырылған профессоры, Өскемен қ., Қазақстан, тел: 87052502872; E-mail: yuvais@edu.ektu.kz

Information about the authors

Kumarkanova Akbot	Master, Lecturer, School of Digital Technology and Artificial Intelligence, NCJSC «D. Serikbayev East Kazakhstan Technical University», Ust-Kamenogorsk, Kazakhstan, Phone: 87474371007; E-mail: akbota.vko@gmail.com
Khasenova Zarina	PhD, Dean, School of Digital Technology and Artificial Intelligence, NCJSC «D. Serikbayev East Kazakhstan Technical University», Ust-Kamenogorsk, Kazakhstan, Phone: 87715492087; E-mail: zthasenova@mail.ru
Weiss Yuri	Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, School of Digital Technology and Artificial Intelligence, NCJSC «D. Serikbayev East Kazakhstan Technical University», Ust-Kamenogorsk, Kazakhstan. Phone: 87052502872; E-mail: yuvais@edu.ektu.kz