

УДК 614.8

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.51.4.058](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.058)

Типологизация развития опасных ситуаций для реагирования оперативных служб территорий на основе анализа многолетней статистики

А.О. Фаддеев¹, Т.М. Невдах²✉, Ю.В. Броненкова³

¹Рязанский филиал Московского университета МВД России имени В.Я. Кикотя,
Рязань, Российская Федерация

²Академия Федеральной службы исполнения наказаний России, Рязань,
Российская Федерация

³Академия управления МВД России, Москва, Российская Федерация

Резюме. В статье сформулирована комплексная проблема моделирования и прогнозирования развития опасных процессов, формирующихся в самых разнообразных сферах жизнедеятельности современного общества. Разрешение этой проблемы является актуальным и значимым для эффективного функционирования оперативных служб чрезвычайного реагирования при принятии управленческих решений, что, в свою очередь, помогает ускорить ликвидацию чрезвычайных ситуаций, свести к минимуму человеческие жертвы и экономические потери. Представлены два направления решения этой проблемы применительно к сфере реагирования оперативных служб. Оба направления базируются на анализе динамических рядов. Выполнена процедура риск-типологизации территорий Российской Федерации, основанная на количественном анализе трендовых и сезонных компонент динамических рядов количества чрезвычайных ситуаций, реализованных за период 2009–2021 гг. Показано, что трендовые компоненты определяют основную тенденцию изменения количества чрезвычайных ситуаций с течением времени, а сезонная – характеризует вариативность регулярных изменений их динамики. Выделены федеральные округа, на территориях которых формируются похожие сценарии динамики чрезвычайных ситуаций. Рассматриваются вопросы моделирования динамики фишинговых атак в киберпространстве Российской Федерации, решена задача получения прогнозной информации о количестве атак подобного вида. Проведено исследование структуры динамического ряда фишинговых атак на предмет выявления в нём трендовой, сезонной и случайной составляющих. При проведении прогностических оценок фишинговых атак использована нейронная LSTM-модель. Погрешность прогноза, полученного с ее помощью, в среднем не более 6 %. Делается вывод, что рекуррентные нейронные сети могут быть полезными при исследовании и других видов киберпреступлений. Материалы статьи и развиваемые в ней подходы представляют научную значимость для дальнейшего развития системы моделей прогнозирования, позволяющих исследовать сложные взаимодействия при реализации опасных явлений в современном территориальном и информационно-телекоммуникационном пространствах Российской Федерации, а также практическую ценность для аналитических служб Министерства по чрезвычайным ситуациям и Министерства внутренних дел.

Ключевые слова: риск-типологизация, территории Российской Федерации, чрезвычайная ситуация, динамический ряд, моделирование динамики фишинговых атак, прогнозирование развития опасных процессов, рекуррентная нейронная сеть, LSTM-модель.

Для цитирования: Фаддеев А.О., Невдах Т.М., Броненкова Ю.В. Типологизация развития опасных ситуаций для реагирования оперативных служб территорий на основе анализа многолетней статистики. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2147> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.058

Typification of the development of dangerous situations for the response of operational services in territories based on the analysis of many years of statistics

A.O. Faddeev¹, T.M. Nevdakh²✉, Yu.V. Bronenkova³

¹*Ryazan Branch of Moscow University of the Internal Affairs Ministry of Russia, Ryazan, the Russian Federation*

²*Academy of the Federal Penitentiary Service of Russia, Ryazan, the Russian Federation*

³*Academy of Management of the Internal Affairs Ministry of Russia, Moscow, the Russian Federation*

Abstract. The article formulates a complex problem of modeling and forecasting the development of dangerous processes that are formed in the most diverse areas of modern society's life. Solving this problem is relevant and significant for the effective functioning of emergency response services in making management decisions, which, in turn, helps to accelerate the elimination of emergencies and minimize human casualties and economic losses. Two approaches to solving this problem are presented in relation to the response of operational services. Both approaches are based on the analysis of dynamic series. A risk typology of the territories of the Russian Federation has been performed based on the quantitative analysis of the trend and seasonal components of the dynamic series of the number of emergencies that occurred between 2009 and 2021. It has been shown that the trend components determine the main trend of changes in the number of emergencies over time, while the seasonal component characterizes the variability of regular changes in their dynamics. The article highlights the federal districts where similar scenarios of emergency situation dynamics are formed. It discusses the issues of modeling the dynamics of phishing attacks in the cyberspace of the Russian Federation and solves the problem of obtaining predictive information about the number of such attacks. The article examines the structure of the dynamic series of phishing attacks to identify its trend, seasonal, and random components. The article uses a neural LSTM model for predicting phishing attacks. The error in the forecast obtained with its help is on average no more than 6 %. It is concluded that recurrent neural networks can be useful in the study of other types of cybercrimes. The materials of the article and the approaches developed in it are scientifically significant for the further development of a system of forecasting models that allow for the study of complex interactions in the implementation of dangerous phenomena in the modern territorial and information-telecommunication spaces of the Russian Federation, as well as for the analytical services of the Ministry of Emergency Situations and the Ministry of Internal Affairs.

Keywords: risk-typologization, territory of the Russian Federation, emergency situation, dynamic series, modeling the dynamics of phishing attacks, forecasting the development of dangerous processes, recurrent neural network, LSTM model.

For citation: Faddeev A.O., Nevdakh T.M., Bronenkova Yu.V. Typification of the development of dangerous situations for the response of operational services in territories based on the analysis of many years of statistics. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2147> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.058

Введение

Известно, что в последние годы число опасных крупных техногенных катастроф, опасных природных явлений и напряженность в социальной сфере неуклонно возрастают. Риски чрезвычайных ситуаций (ЧС), возникающие в процессе хозяйственной деятельности и глобальных земных изменений, несут значительную угрозу для населения, зданий, сооружений, сетей и систем коммуникаций [1].

Угрозы безопасности также связаны с жизненными циклами зданий, сооружений и территориями их расположения, с износом инженерных и транспортных сетей, систем

коммуникаций. Достаточно вспомнить все более часто происходящие по всему миру землетрясения в тех местах, где они не должны были произойти, внезапные обрушения жилых зданий и развлекательных комплексов, катастрофы на стратегических объектах и многое другое [2].

Не отстает от них все более и более нарастающий прессинг в информационно-телекоммуникационном пространстве, проявляющийся в лавинообразном росте количества кибератак, цель которых – не только получить конфиденциальную информацию или дестабилизировать работу предприятия, но и расшатать сами устои современного российского государства [3].

Спектр кибератак для информационно-телекоммуникационного пространства Российской Федерации (РФ) включает в себя фишинговые атаки, атаки, использующие методы социальной инженерии, атаки с использованием вредоносного программного обеспечения и многие другие их виды.

С этой точки зрения, прогнозирование является одним из важных методов научного познания, позволяющих предвидеть динамику развития различных процессов, включая опасные явления, формирующиеся в природной, техногенной и социальной сферах, на которые должны реагировать оперативные службы страны [4].

В настоящее время эффективное функционирование оперативных служб чрезвычайного реагирования в РФ напрямую связано с использованием качественного информационно-аналитического обеспечения, назначение которого – предоставление достоверных данных для принятия управленческих решений, что, в свою очередь, помогает ускорить ликвидацию ЧС, свести к минимуму человеческие жертвы и экономические потери, что является чрезвычайно актуальным в современных условиях [3].

Информационно-аналитическое обеспечение, задействованное в рамках функционирования оперативных служб чрезвычайного реагирования, представляет собой совокупность информационных систем и технологий, ориентированных, в первую очередь, на анализ данных по ЧС и критическим ситуациям, возникающим вследствие интенсификации кибервоздействий. Подобный анализ, как правило, основывается на глубоких и детальных исследованиях, базирующихся на комплексном применении самого разнообразного спектра современных математических моделей и методов [1].

Если же говорить о прогностических исследованиях, то здесь имеются в виду именно модели и методы количественной оценки рисков возникновения ЧС и проявлений кибератак. Вопросы проблематики оценки таких рисков, рассматриваемые, например, в работах [2, 5] в еще большей степени актуализируют проблему моделирования и своевременного прогнозирования развития опасных процессов, формирующихся в самых разнообразных сферах жизнедеятельности современного общества.

Для разрешения указанной комплексной проблемы крайне необходима разработка принципиально новых подходов к моделированию и прогнозированию динамики формирования опасных процессов и инициируемых ими ЧС в природной, техногенной и социальной сферах.

Одним из важных методов научного познания, позволяющим количественно классифицировать совокупность исследуемых объектов, является процедура их типологизации.

В отечественной, да и в зарубежной научной литературе, посвященной исследуемой нами проблеме, рассматривается, как правило, многокритериальная типологизация территорий [6]. Однако, в большинстве своём, несмотря на достаточно обширный и разнообразный спектр применяемых при типологизации территорий методов, подходов, методик и моделей [7], авторы многочисленных публикаций

ограничиваются тремя основными критериями – уровнем социально-экономического развития, динамичностью развития и природно-географическими условиями¹ [8].

На наш взгляд, этого явно недостаточно для того, чтобы выполнить глубокий системный анализ всей структуры связей, существующих между отдельными территориальными образованиями, например, регионами или федеральными округами РФ в рамках единой системы – российского государства. Это то, что касается рисков возникновения ЧС в техногенной и природной сферах.

Но ведь природная, техногенная и социальная сферы не только взаимосвязаны, но и тесно переплетены между собой, причем изменения в одной из этих сфер неизбежно влекут за собой изменения в других сферах [2, 9].

Следовательно, исследовать динамику опасных процессов, формирующихся в природной, техногенной и социальных сферах нужно комплексно, используя для этого единые подходы и единый математический аппарат.

Поэтому целью исследования, по результатам которого и написана настоящая статья, является разработка нового подхода к моделированию и прогнозированию развития опасных процессов в природной, техногенной и социальной сферах на основе численного анализа динамических рядов последовательных данных, информативно отражающих развитие опасных процессов в этих сферах [4, 10].

С точки зрения оценки и анализа опасных природных и техногенных процессов в этом случае, несомненно, ценной будет информация о поквартальном количестве ЧС. Если же говорить о кибератаках, то реально оценить подобным образом весь спектр киберугроз невозможно, вследствие чрезвычайно скудной доступной по ним информации, поэтому уделим внимание только фишинговым атакам, являющимися доминирующим видом киберпреступлений в России [1, 3], и по которым у авторов статьи имеются в наличии данные, необходимые для проведения прогностических оценок².

Следует также подчеркнуть и еще раз отметить, что все указанное нами выше, является особо важным и актуальным с точки зрения интересов оперативных служб чрезвычайного реагирования.

Представим также спектр задач, разрешение которых являлось крайне необходимым для достижения поставленной цели исследования:

1) проведение анализа структуры динамических рядов распределения поквартального количества ЧС по всем федеральным округам РФ на временном интервале 2009–2021 гг.;

2) выявление особенностей вариаций значений отдельных компонент и составляющих этих рядов;

3) проведение качественной риск-типологизации территорий на основании анализа трендовых и сезонных компонент исследуемых динамических рядов;

4) выполнение количественной риск-типологизации территорий на основании расчета величины коррелируемости спектров трендовых компонент динамических рядов поквартального количества ЧС;

5) построение карт риск-типологизации территории РФ на уровне федеральных округов, выполненных на основе использования анализа трендовой и сезонной компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС;

6) проведение анализа структуры динамического ряда распределения фишинговых атак в информационно-телекоммуникационном пространстве РФ на временно интервале 2019–2024 гг.;

¹ Лимонов Л.Э., Жихаревич Б.С., Русецкая О.В. и др. *Региональная экономика и пространственное развитие*. Москва: Юрайт; 2024. 445 с.

² Банк России. Основные типы компьютерных атак в кредитно-финансовой сфере в 2019–2020 годах. URL: http://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/32122/Attack_2019-2020.pdf (дата обращения: 18.10.2025).

7) моделирование динамики фишинговых атак на основе использования рекуррентной нейронной сети LSTM;

8) выполнение прогностических оценок количества фишинговых атак на первый квартал 2025 года.

Материалы и методы

Используемая нами информация по количеству ЧС, количеству населения, пострадавшего и погибшего при ЧС, была сформирована таким ведомством (или субъектом статистического учёта), как Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий (МЧС России). Периодичность и характеристика временных рядов этих данных определяются ими как квартальная с нарастающим итогом, и представляются территориальными органами МЧС России, спасательными и воинскими подразделениями [11].

На наш взгляд, формат представления в отчётных таблицах такой информации нарастающим итогом, может быть, и является необходимым именно для отчётности, но крайне неудобен при их использовании с научно-исследовательскими целями. Также они характеризуют ситуацию по ЧС по каждому отдельному субъекту интегрально, что снижает их ценность при оценках территориальной вариативности риска. Поэтому эта информация была нами преобразована в соответствующие динамические ряды, содержащие поквартальные значения указанных выше величин.

Теме не менее, поскольку эти данные представлены на временном интервале 2009–2021 гг., они дали нам уникальную возможность исследовать эти ряды на предмет анализа их динамики.

В отношении фишинговых атак отметим, что с точки зрения математической статистики упорядоченная последовательность собранного в разные моменты времени статистического материала о количественных значениях фишинговых атак также представляет собой не что иное, как динамический ряд. Располагая информацией о поквартальной динамике таких атак на временном интервале 2019–2024 гг., нам показалось интересным, с точки зрения использования нейронных сетей, выполнить прогностические оценки количества фишинговых атак на первый квартал 2025 года, а затем сравнить их с имеющимися официальными данными.

Что касается общей схемы исследования, то последовательные этапы ее реализации полностью соответствуют совокупности решаемых в работе задач, перечисленных в предыдущем разделе данной статьи.

Рассмотрим теперь последовательность этапов, направленных на достижение цели настоящего исследования.

На первом этапе, в ходе решения задачи по проведению анализа структуры динамических рядов распределения поквартального количества ЧС по всем федеральным округам РФ, нами был применен математический аппарат статистического анализа в его части, касающейся моделирования динамических рядов. В частности, использовалась аддитивная модель вида³ [10]:

$$Y(t_i) = q(t_i) + \varepsilon(t_i), \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

где неслучайная (детерминированная) составляющая $q(t_i)$ включает одну или несколько из следующих компонент: трендовую $g(t_i)$, сезонную $s(t_i)$ и периодическую $p(t_i)$.

³ Плотников А.Н. *Элементарная теория анализа и статистическое моделирование временных рядов*. Санкт-Петербург: Лань; 2021. 212 с.

Для выделения сезонной компоненты нами было проведено выравнивание исходных уровней динамических рядов.

Потом были найдены оценки сезонной компоненты как разность между фактическими уровнями ряда и центрированными скользящими средними [4, 10], и выполнены расчёты значений сезонной компоненты для всех федеральных округов РФ.

После выделения сезонной компоненты и элиминирования ее влияния, были получены значения трендовой компоненты посредством приближения преобразованного динамического ряда полиномиальной функциональной зависимостью вида:

$$F(t_i) = At_i^6 + Bt_i^5 + Ct_i^4 + Dt_i^3 + Et_i^2 + Gt_i + H, \quad (2)$$

где t_i – моменты времени; A, B, C, D, E, G, H – коэффициенты, определяемые в соответствии с методом наименьших квадратов.

Затем, вычитанием из последовательных значений динамического ряда трендовой компоненты, нами были выделена случайная составляющая этого ряда.

На втором этапе исследований оценивались особенности вариаций значений отдельных компонент этих рядов. Подобные оценки проводились на основании качественно-визуального анализа графиков трендовой, сезонной и случайной компонент динамических рядов поквартального количества ЧС по всем федеральным округам РФ. Подчеркнем, что на этом этапе исследований был необходим именно качественно-визуальный анализ графиков компонент, а не параметров, характеризующих эти компоненты интегрально, поскольку нас интересуют особенности проявления динамических свойств последовательностей данных, визуально интерпретируемых указанными графиками.

Проведенный анализ показал, что основное внимание для достижения поставленной цели исследований необходимо уделить изучению особенностей вариаций значений трендовой и сезонной компонент.

На третьем этапе исследований выполнялась процедура качественной риск-типологии территорий федеральных округов РФ на основании анализа как трендовых, так и сезонных компонент исследуемых динамических рядов. Сводные параметры риск-типологии территории РФ по критериям трендовых и сезонных компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС при этом структурируются в виде таблиц с целью более удобной и наглядной формы их представления. Самым подробным образом эта процедура будет рассмотрена в следующем разделе настоящей статьи.

На последующем, четвертом этапе исследовательских работ, была реализована процедура количественной риск-типологии территорий федеральных округов РФ на основании расчета величины коррелируемости спектров трендовых компонент динамических рядов поквартального количества ЧС, зафиксированных на территориях этих округов.

Для построения спектров трендовых компонент указанных динамических рядов было выполнено разложение каждой из этих трендовых компонент в ряд Фурье, методически заключающееся в нахождении коэффициентов a_k, b_k ряда Фурье [4]:

$$p(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos 2\pi k f_1 t + b_k \sin 2\pi k f_1 t), \quad (3)$$

где f_1 – частота первой гармоники, k – номер гармоники.

Сами же коэффициенты ряда Фурье, как известно, определяются выражениями:

$$\begin{cases} a_k = \frac{2}{T} \int_0^T p(t) \cos 2\pi k f_1 t dt, \\ b_k = \frac{2}{T} \int_0^T p(t) \sin 2\pi k f_1 t dt, \end{cases} \quad (4)$$

где $T = \frac{1}{f_1}$ – период повторения периодической функции $p(t)$.

Сама идея нового подхода к риск-типологизации территорий в данном случае состояла в следующем. Определялись те гармонические составляющие, которые при их исключении из полного спектра Фурье-разложения трендовой компоненты создавали бы наибольшую погрешность приближения оставшейся совокупности гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент динамических рядов.

Тем самым появлялась возможность оценки наиболее значимых, представительных гармоник для анализируемых трендовых компонент. Однако затем, после реализации подобной процедуры, когда были проанализированы все гармоники до 32-го порядка включительно (более высокочастотные гармоники были исключены, поскольку их вклад в общий спектр был бесконечно малым по своей величине), акцент был сделан не на самых представительных гармониках, а на структурах спектров погрешностей приближения совокупностей гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент динамических рядов при исключении из них гармоники с соответствующим порядковым номером.

Сводные значения коэффициентов парной корреляции таких спектров также были структурированы в виде таблицы с целью более удобной и наглядной формы представления этих значений для их последующего анализа.

На пятом этапе исследований нами были построены карты риск-типологизации территории РФ на уровне федеральных округов, выполненных на основе использования анализа трендовой и сезонной компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС, а также сделаны некоторые выводы по итогам анализа этой визуализированной информации по распределению ЧС.

Шестой этап выполнения работ по тематике данной статьи, связанный с проведением анализа структуры динамического ряда распределения фишинговых атак в информационно-телекоммуникационном пространстве РФ на временно интервале 2019–2024 гг., в методическом отношении подобен первому этапу исследований с той разницей, что использовались другие входные данные. Помимо этого, при анализе поквартального количества фишинговых атак в России за указанный период времени был выполнен расчёт значений автокорреляционной функции и произведена оценка значимостей коэффициентов автокорреляции на основании Q -критерия Бокса-Пирса3:

$$Q = n \cdot \sum_{i=1}^m r_i^2 \approx \chi^2(m), \quad (5)$$

где r_i – i -й коэффициент автокорреляции; m – максимальный рассматриваемый лаг; n – длина динамического ряда.

На седьмом этапе при моделировании фишинговых атак нами была использована рекуррентная нейронная сеть LSTM (*Long Short-Term Memory*), идеально подходящая для обработки длинных динамических последовательностей данных. LSTM отличается от классических рекуррентных нейронных сетей использованием управляющих механизмов – ворот забывания (*forget gate*), входных ворот (*input gate*) и выходных ворот (*output gate*). Управляющие механизмы описываются уравнениями, регулирующими поток информации о прошлом и выводящими ее из обработки по мере старения.

Отметим такие важные элементы, необходимые для обучения нейронной сети, как функцию потерь и метод оптимизации. В качестве функции потерь использована среднеквадратическая ошибка [10]:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (6)$$

где u_i и \hat{y}_i – истинное и предсказанное значения; m – число точек сравнения на интервале прогноза.

Для оптимизации выбран метод *Adam*, сочетающий преимущества методов *AdaGrad* и *RMSProp* [12, 13].

И, наконец, на завершающем, восьмом этапе, нами была реализована процедура выполнения прогностических оценок количества фишинговых атак на первый квартал 2025 года, а также сделаны обобщающие выводы, касающиеся комплексного исследования динамики опасных процессов, формирующихся в природной, техногенной и социальной сферах.

Результаты и обсуждение

С точки зрения качественного подхода к типологизации территорий федеральных округов по трендовым компонентам, графики таких компонент, например, для Центрального и Приволжского федеральных округов, практически идентичны по своей конфигурации, структурно характеризуясь убыванием – возрастанием – убыванием – возрастанием, т. е. имеют чётко выраженные минимум – максимум – минимум (Рисунок 1). Поэтому на территориях этих округов динамика поквартального количества ЧС имеет свой специфический сценарий – назовём его сценарием А – который характерен именно для тенденций данных округов. Будем полагать, что Центральный и Приволжский федеральные округа принадлежат к одной и той же типологической группе – группе А.

Приведём построенные графики трендовых компонент (тенденций) исследуемых динамических рядов распределения поквартального количества ЧС для федеральных округов РФ (Рисунок 1).

Графики тенденций для территорий Уральского и Дальневосточного федеральных округов вроде бы чем-то внешне и напоминают конфигурацию графиков тенденций округов группы А, тем не менее, они совершенно отличны по своей структуре, характеризуясь убыванием – возрастанием – убыванием – возрастанием – убыванием, имея также чётко выраженные минимум – максимум – минимум – максимум (Рисунок 1). То есть на территориях этих округов реализуется несколько другой сценарий динамики поквартального количества ЧС, хотя и близкий по отношению к сценарию предыдущей группы, – назовём его сценарием В, а типологическую группу для этого сценария определим как группу В.

Совсем иная картина, если судить по конфигурации графиков тенденций, разворачивается на территориях Северо-Западного и Сибирского федеральных округов (Рисунок 1). В «динамическом» плане графики тенденций более «спокойные», плавные, характеризуются возрастанием – убыванием – возрастанием, т. е. имеют только один чётко выраженный максимум и один минимум. Следовательно, и сценарий динамики поквартального количества ЧС здесь также совершенно другой – назовём его сценарием С, а группу, состоящую из территорий данных округов – группой С.

И, наконец, графики тенденций для территорий Южного и Северо-Кавказского федеральных округов, также имеют некоторую схожесть своих конфигураций, являясь более динамичными, по сравнению, например, с группой С, да и по сравнению со всеми остальными группами, характеризуясь возрастанием – убыванием – возрастанием – убыванием – возрастанием, имея чётко выраженные максимум – минимум – максимум – минимум (Рисунок 1). Видно, что на территориях этих округов реализуется другой сценарий динамики поквартального количества ЧС, совершенно отличный от предыдущих сценариев. Определим его как сценарий D, а группу, состоящую из территорий Южного и Северо-Кавказского федеральных округов, определим как группу D.

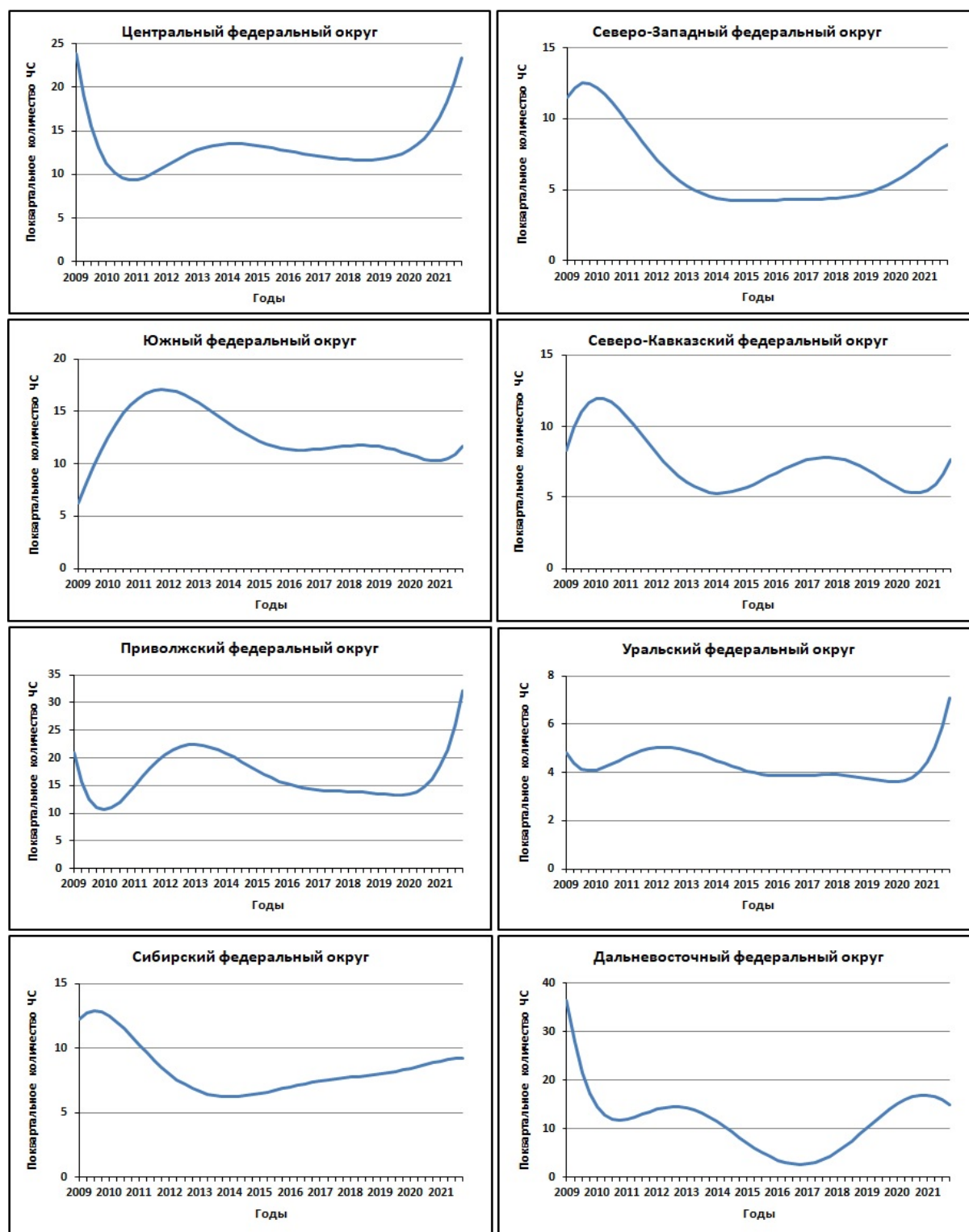


Рисунок 1 – Графики трендовых компонент (тенденций) исследуемых динамических рядов
Figure 1 – Graphs of trend components (trends) of the dynamic series under study

Теперь рассмотрим вопрос о том, каким значениям риска соответствуют определённые типологические группы. При определении величин риска мы будем пользоваться известной эмпирической шкалой вероятностей риска.

Как уже указывали выше, в «динамическом» плане группа С является самой спокойной, менее вариативной, к тому же, размах варьирования значений трендовых

компонент для этой группы незначителен. Поэтому будем полагать, что в рисковом отношении, определяемом динамичностью трендовой компоненты, территории федеральных округов, принадлежащих группе С, будут «слабо рисковыми», а величина риска будет принадлежать диапазону $[0; 0,2]$.

Территории федеральных округов, входящих в группу В, являются более активными в «динамическом» плане, более вариативными по сравнению с группой С, поэтому будем полагать, что в рисковом отношении территории округов, принадлежащих данной группе, будут «незначительно рисковыми», а величина риска лежать в диапазоне $(0,2; 0,4]$.

Сценарий группы А, как уже говорили, близок к сценарию группы В, но вариативность и размах варьирования значений трендовой компоненты более значительны по сравнению с группой В, поэтому территории федеральных округов группы А будут «умеренно рисковыми», величина риска при этом будет принадлежать интервалу $(0,4; 0,6]$.

Осталось только отметить, что территории федеральных округов, входящих в группу D, являются «значительно рисковыми», а величина риска будет принадлежать интервалу $(0,6; 0,8]$.

Также можно заметить, что интервал с величинами риска от 0,8 до 1,0, как в случае критерия трендовых компонент, так и сезонных компонент, в наших расчётах не используется, поскольку эти значения соответствуют территориям «повышенного риска», которых в приложении к оценке риска ЧС не наблюдается.

В Таблице 1 приведены сводные данные для проведения риск-типологизации территории РФ на уровне федеральных округов по критерию трендовых компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС.

Таблица 1 – Сводные параметры риск-типологизации территории РФ по критерию трендовых компонент

Table 1 – Summary parameters of risk-typologization of the territory of the Russian Federation according to the criterion of trend components

№	Название округа	Типологи- ческая группа	Мера риска	Диапазон риска, R	Кате- гория риска
1	Центральный федеральный округ	Группа А	умеренный	$0,4 < R \leq 0,6$	3
2	Северо-Западный федеральный округ	Группа С	слабый	$0,0 < R \leq 0,2$	1
3	Южный федеральный округ	Группа D	значительный	$0,6 < R \leq 0,8$	4
4	Северо-Кавказский федеральный округ	Группа D	значительный	$0,6 < R \leq 0,8$	4
5	Приволжский федеральный округ	Группа А	умеренный	$0,4 < R \leq 0,6$	3
6	Уральский федеральный округ	Группа В	незначительный	$0,2 < R \leq 0,4$	2
7	Сибирский федеральный округ	Группа С	слабый	$0,0 < R \leq 0,2$	1
8	Дальневосточный федеральный округ	Группа В	незначительный	$0,2 < R \leq 0,4$	2

Если же говорить о риск-типологии по сезонной компоненте (Рисунок 2), то можно отметить, что территории федеральных округов РФ по данному критерию можно условно также подразделить на четыре группы. Одна из них будет самая представительная, и в неё входят – территории Центрального, Южного, Приволжского, Сибирского и Северо-Кавказского федеральных округов. А вот три остальные группы содержат по одному округу – это Северо-Западный, Уральский и Дальневосточный федеральные округа.

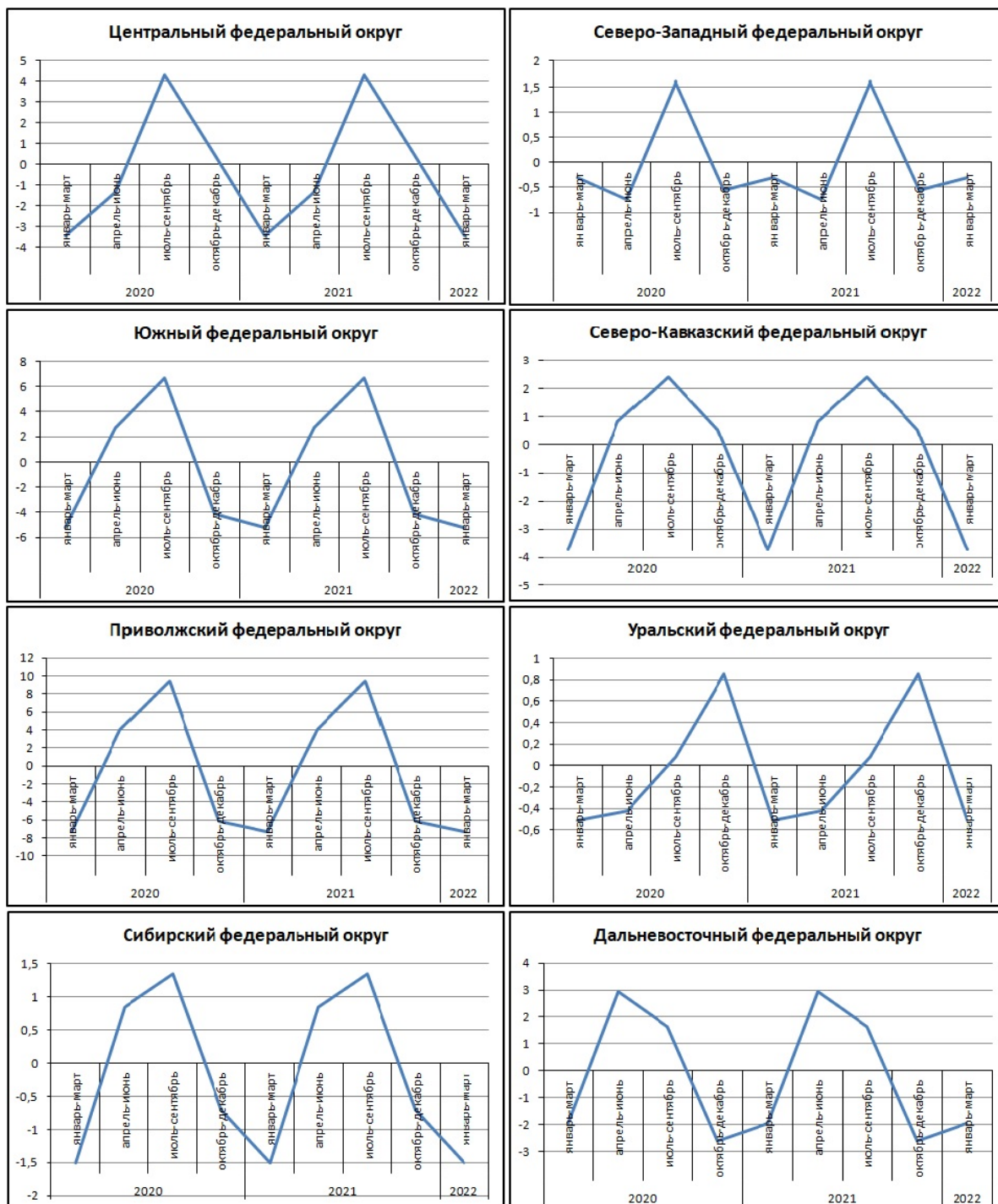


Рисунок 2 – Графики сезонных компонент исследуемых динамических рядов
Figure 2 – Graphs of seasonal components of the dynamic series under study

Здесь также нужно учитывать вариативность и размах варьирования значений сезонных компонент. Поэтому «слабо рисковыми» будем полагать территории Северо-Западного и Уральского федеральных округов, что соответствует группе С при типологизации по трендовой компоненте и диапазону риска $[0; 0,2]$.

«Незначительно рисковыми» будут территории Дальневосточного и Сибирского федеральных округов – величина риска принадлежит интервалу $(0,2; 0,4]$, территории Центрального, Южного и Северо-Кавказского федеральных округов – «умеренно рисковыми» при величине риска, заполняющего интервал $(0,4; 0,6]$, и «значительно рисковей» будет территория Приволжского федерального округа с величиной риска, принадлежащего интервалу $(0,6; 0,8]$.

Также приведём сводные данные для проведения риск-типологизации территории РФ на уровне федеральных округов по критерию сезонных компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС (Таблица 2).

Таблица 2 – Сводные параметры риск-типологизации территории РФ по критерию сезонных компонент

Table 2 – Summary parameters of risk-typologization of the territory of the Russian Federation according to the criterion of seasonal components

№	Название округа	Типологи- ческая группа	Мера риска	Диапазон риска, R	Кате- гория риска
1	Центральный федеральный округ	Группа А	умеренный	$0,4 < R \leq 0,6$	3
2	Северо-Западный федеральный округ	Группа С	слабый	$0,0 < R \leq 0,2$	1
3	Южный федеральный округ	Группа А	умеренный	$0,4 < R \leq 0,6$	3
4	Северо-Кавказский федеральный округ	Группа А	умеренный	$0,4 < R \leq 0,6$	3
5	Приволжский федеральный округ	Группа D	значительный	$0,6 < R \leq 0,8$	4
6	Уральский федеральный округ	Группа С	слабый	$0,0 < R \leq 0,2$	1
7	Сибирский федеральный округ	Группа В	незначительный	$0,2 < R \leq 0,4$	2
8	Дальневосточный федеральный округ	Группа В	незначительный	$0,2 < R \leq 0,4$	2

Но, поскольку нас интересует не качественная, а количественная риск-типологизация, то необходимы такие показатели, которые на основании своих численных значений позволяли бы относить территории федеральных округов к конкретной группе, типологизированной по виду сценария динамики поквартального количества ЧС.

Поэтому вначале были предприняты попытки типологизировать территории федеральных округов по коррелированности трендовых компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС.

Для этой цели были рассчитаны коэффициенты парной корреляции трендовых компонент динамических рядов (Таблица 3). В Таблице 3 ячейки с максимальными коэффициентами корреляции по каждому федеральному округу выделены светло-коричневым цветом.

В таком случае, риск-типология по коррелированности трендов будет следующей: группа \tilde{A} : «Центральный федеральный округ; Дальневосточный федеральный округ; Приволжский федеральный округ»; группа \tilde{B} : «Северо-Кавказский федеральный округ; Северо-Западный федеральный округ; Сибирский федеральный округ»; группа \tilde{C} : «Уральский федеральный округ; Южный федеральный округ; Приволжский федеральный округ».

Таблица 3 – Значение коэффициентов парной корреляции трендовых компонент динамических рядов

Table 3 – The value of the coefficients of paired correlation of the trend components of the dynamic series

Название округа	Центральный федеральный округ	Северо-Западный федеральный округ	Южный федеральный округ	Северо-Кавказский федеральный округ	Приволжский федеральный округ	Уральский федеральный округ	Сибирский федеральный округ	Дальневосточный федеральный округ
Центральный федеральный округ	1	0,1896	−0,6029	−0,2436	0,5564	0,4715	0,2006	0,5673
Северо-Западный федеральный округ	0,1896	1	−0,0135	0,8062	−0,1285	0,3080	0,9499	0,6766
Южный федеральный округ	−0,6029	−0,0135	1	0,1673	0,2692	0,3772	−0,2473	−0,1785
Северо-Кавказский федеральный округ	−0,2436	0,8062	0,1673	1	−0,4059	0,0941	0,8020	0,1819
Приволжский федеральный округ	0,5564	−0,1285	0,2692	−0,4059	1	0,8572	−0,3335	0,2633
Уральский федеральный округ	0,4715	0,3080	0,3772	0,0941	0,8572	1	0,0989	0,3798
Сибирский федеральный округ	0,2006	0,9499	−0,2473	0,8020	−0,3335	0,0989	1	0,6151
Дальневосточный федеральный округ	0,5673	0,6766	−0,1785	0,1819	0,2633	0,3798	0,6151	1

Риск-типология по критерию коррелированности трендов, как видим, не является чёткой. Так, например, Приволжский федеральный округ может быть отнесён как к группе \tilde{A} , так и к группе \tilde{C} , к этим же группам, согласно данным Таблицы 3, может

быть отнесён и Уральский федеральный округ. Что же касается Южного федерального округа, то его вообще следует отнести к отдельной группе, и его нахождение в группе С чисто условное.

Поэтому мы применили ещё один подход к типологизации территорий федеральных округов по результатам анализа трендовых компонент.

Сама идея нового подхода к риск-типологизации территорий в данном случае состояла в следующем. Предполагалось применить метод разложения в ряд Фурье последовательностей данных трендовой компоненты динамических рядов с целью определить те гармонические составляющие, которые при их исключении из полного спектра Фурье-разложения создавали бы наибольшую погрешность приближения оставшейся совокупности гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент динамических рядов.

Тем самым появлялась возможность оценки наиболее значимых, представительных гармоник для трендовой компоненты каждого из динамических рядов распределения поквартального количества ЧС на территориях федеральных округов РФ.

Однако затем, после реализации подобной процедуры, когда были проанализированы все гармоники до 32-го порядка включительно (более высокочастотные гармоники были исключены, поскольку их вклад в общий спектр был бесконечно малым по своей величине), акцент был сделан не на самых представительных гармониках, а на структурах спектров погрешностей приближения совокупностей гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент динамических рядов при исключении из них гармоники с соответствующим порядковым номером (Рисунок 3). Оставалось только вычислить коэффициенты корреляции для каждой отдельно взятой пары трендовых компонент динамических рядов и затем оценить тесноту этих связей (Таблица 4). В Таблице 4 ячейки с максимальными коэффициентами корреляции по каждому федеральному округу выделены светло-коричневым цветом.

Таблица 4 – Значение коэффициентов парной корреляции спектров погрешностей приближения совокупностей гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент при исключении из них гармоники с соответствующим порядковым номером

Table 4 – The value of the coefficients of paired correlation of the error spectra of approximating the sets of harmonic components to the initial data of the trend components when excluding harmonics with the corresponding ordinal number from them

Название округа	Центральный федеральный округ	Северо-Западный федеральный округ	Южный федеральный округ	Северо-Кавказский федеральный округ	Приволжский федеральный округ	Уральский федеральный округ	Сибирский федеральный округ	Дальневосточный федеральный округ
Центральный федеральный округ	1	0,6339	0,7571	0,8981	0,9525	0,5497	0,6914	0,5522
Северо-Западный федеральный округ	0,6339	1	0,9715775	0,8161	0,7016	0,7507	0,9970	0,9858
Южный федеральный округ	0,7571	0,9716	1	0,9241	0,7637	0,6542	0,9841	0,9267

Таблица 4 (продолжение)
Table 4 (continued)

Северо-Кавказский федеральный округ	0,8981	0,8161	0,9241	1	0,8120	0,4626	0,8538	0,7196
Приволжский федеральный округ	0,9525	0,7016	0,7637	0,8120	1	0,7695	0,7478	0,6652
Уральский федеральный округ	0,5497	0,7507	0,6542	0,4626	0,7695	1	0,7504	0,8109
Сибирский федеральный округ	0,6914	0,9970	0,9841	0,8538	0,7478	0,7504	1	0,9749
Дальне-восточный федеральный округ	0,5522	0,9858	0,9267	0,7196	0,6652	0,8109	0,9749	1

На этом основании территории федеральных округов РФ и были разделены на отдельные группы, т. е. типологизированы. Поскольку риск-типологизация проводилась на основании информации о трендовых компонентах динамических рядов, то такую типологизацию назвали трендовой. Подобная риск-типологизация имеет очень важное значение, так как трендовые компоненты характеризуют главную, генеральную тенденцию динамики самого процесса, в данном случае – изменения поквартального количества ЧС с течением времени. И в результате такой типологизации можно выделить те федеральные округа, на территориях которых формируются подобные сценарии динамики количества ЧС, что является очень важным и значимым с прогностической точки зрения. Из данных, представленных в Таблице 4, можем сделать вывод о том, что одинаковые сценарии развиваются на территориях следующих федеральных округов РФ.

Исходя из максимальных значений коэффициентов парной корреляции для территорий соответствующих федеральных округов (Таблица 4), были определены следующие пары округов: Центральный федеральный округ – Приволжский федеральный округ; Северо-Западный федеральный округ – Сибирский федеральный округ; Южный федеральный округ – Сибирский федеральный округ; Северо-Кавказский федеральный округ – Южный федеральный округ; Уральский федеральный округ – Дальневосточный федеральный округ; Северо-Западный федеральный округ – Дальневосточный федеральный округ.

В таком случае риск-типологизация по коррелированности спектров погрешностей даёт нам возможность распределить федеральные округа по следующим группам: группа А: «Центральный федеральный округ; Приволжский федеральный округ»; группа С: «Северо-Западный федеральный округ; Сибирский федеральный округ»; группа D: «Северо-Кавказский федеральный округ; Южный федеральный округ»; группа В: «Дальневосточный федеральный округ; Уральский федеральный округ».

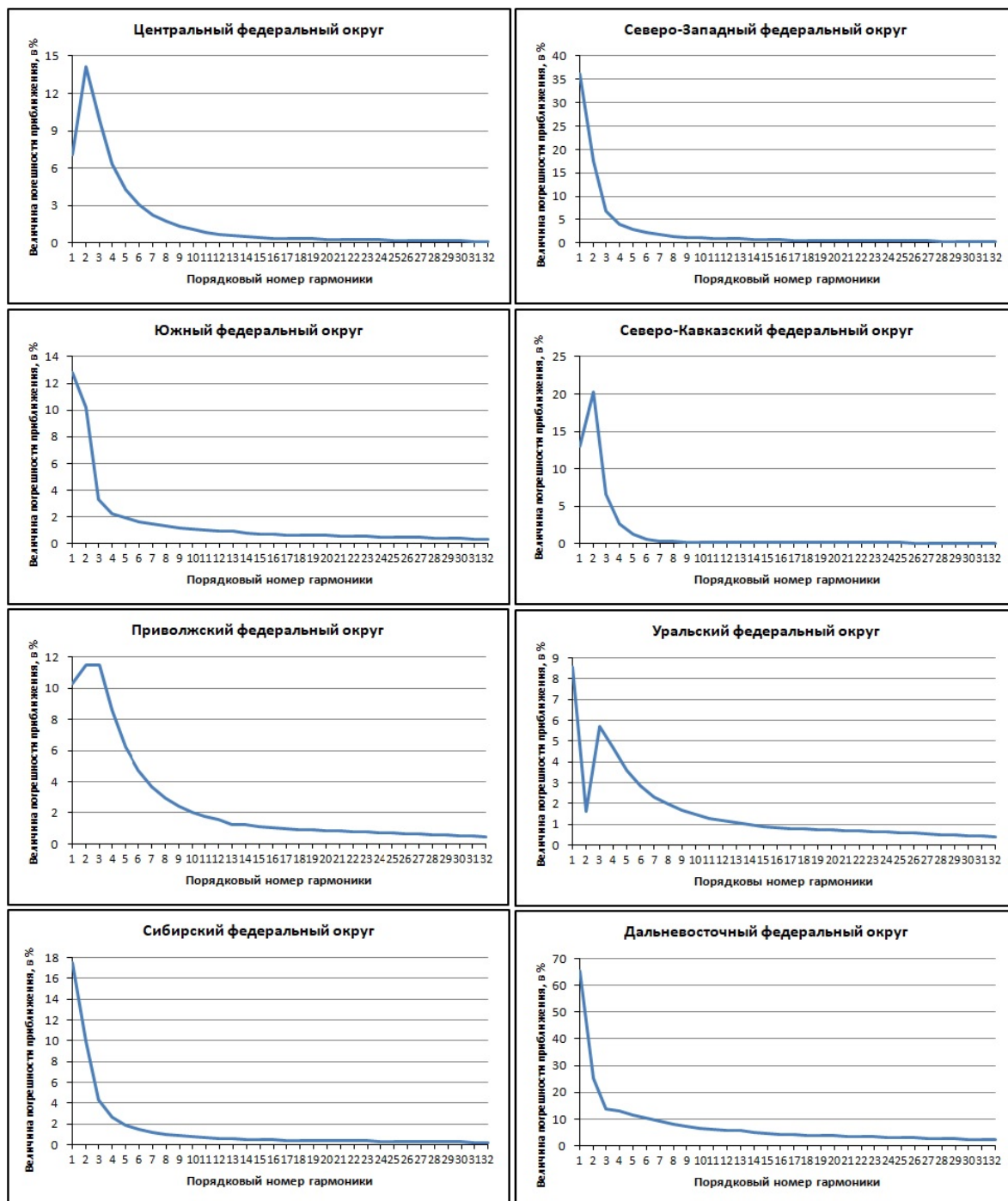


Рисунок 3 – Спектры погрешностей приближения совокупностей гармонических составляющих к исходным данным трендовых компонент динамических рядов при исключении из них гармоники с соответствующим порядковым номером

Figure 3 – Error spectra of approximating sets of harmonic components to the initial data of trend components of dynamic series when harmonics with the corresponding ordinal number are excluded from them

Такое распределение по группам полностью соответствует распределению территорий федеральных округов, представленных в Таблице 1, что предоставляет возможность выполнить процедуру риск-типологизации территорий федеральных округов РФ по критерию трендовых компонент именно на основании данных Таблицы 1 и Таблицы 4.

Что же касается сезонных компонент, то по этому критерию мы вправе провести процедуру риск-типологизации на основании данных Таблицы 2.

Представим теперь карты риск-типологизации территории РФ на уровне федеральных округов, выполненных на основе использования анализа трендовой (Рисунок 4) и сезонной (Рисунок 5) компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС.

Визуализированная информация, представленная на Рисунке 4 и Рисунке 5, наглядно свидетельствует о том, что Северо-Западный, Уральский, Сибирский и Дальневосточный федеральные округа являются относительно спокойными в рисковом отношении с точки зрения формирования факторов, благоприятствующих развитию и реализации ЧС природного, техногенного и антропогенного происхождения.

В отличие от них, Северо-Кавказский, Южный и Приволжский федеральные округа представляют собой территории, на которых развитие и реализация ЧС с прогностической точки зрения являются более вероятными и, соответственно, эти федеральные округа представляют собой значительно рискованные территории РФ.

Если же говорить о Центральном федеральном округе, то его территория в рисковом отношении занимает промежуточное отношение по сравнению с указанными нами выше территориями федеральных округов, и территорию Центрального федерального округа можно классифицировать как умеренно рисковую, как в настоящем времени, так и в прогностическом отношении.

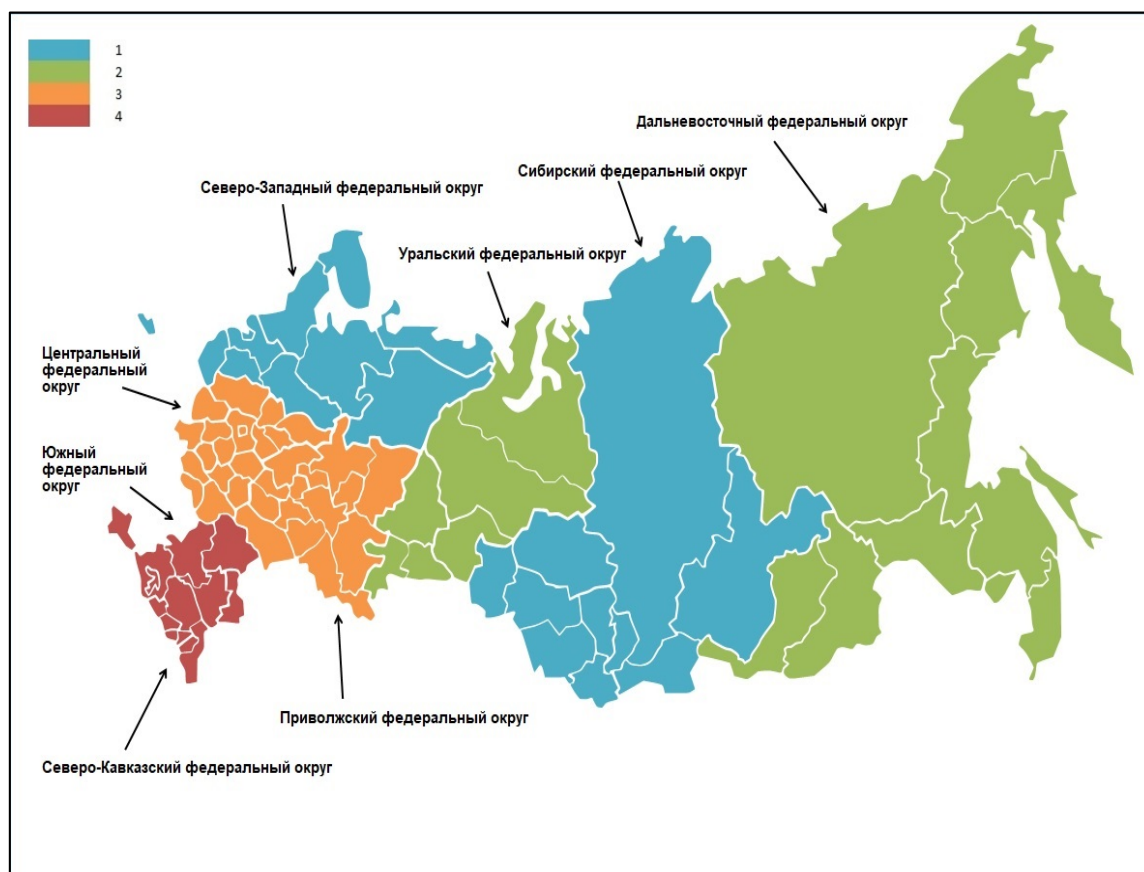


Рисунок 4 – Карта риск-типологизации территории РФ на основе анализа трендовых компонент динамических рядов распределения поквартального количества чрезвычайных ситуаций

Figure 4 – The map of risk-typologization of the territory of the Russian Federation based on the analysis of trend components of dynamic series of distribution of a quarterly number of emergencies

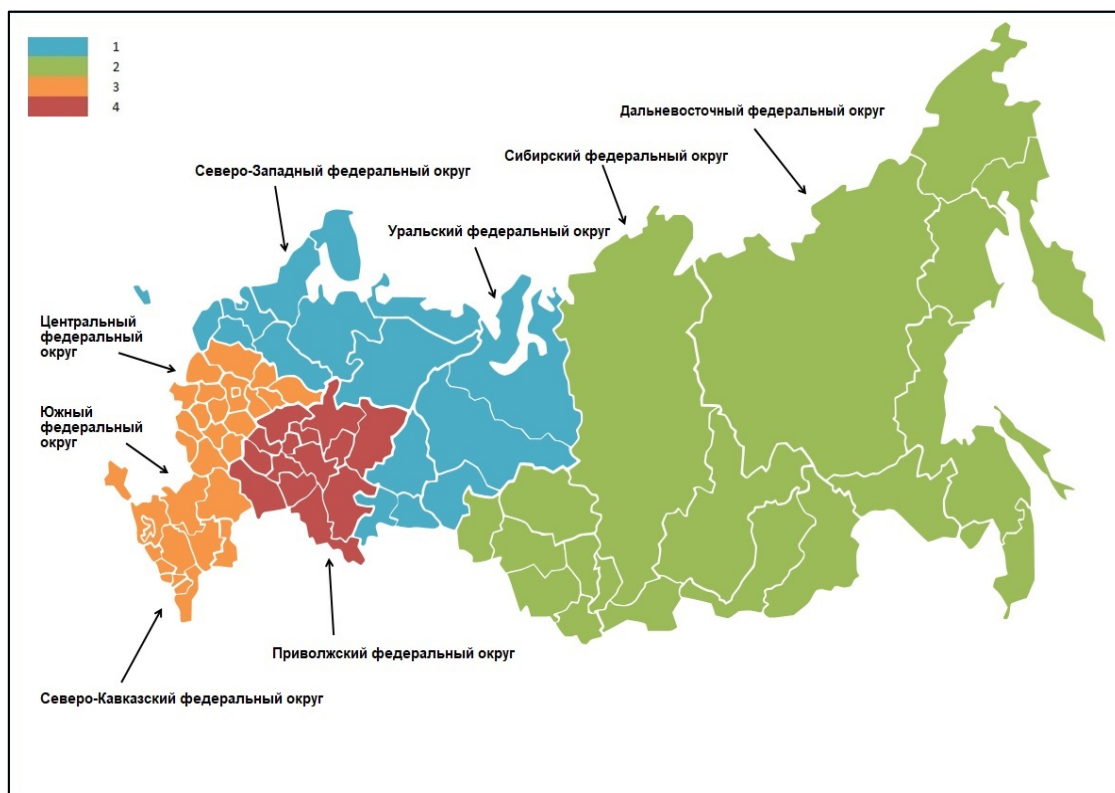


Рисунок 5 – Карта риск-типологии территории РФ на основе анализа сезонных компонент динамических рядов распределения поквартального количества чрезвычайных ситуаций
Figure 5 – The map of risk-typologization of the territory of the Russian Federation based on the analysis of seasonal components of dynamic series of distribution of a quarterly number of emergencies

В отношении некоторого различия в риск-типологии территории РФ, представленной на Рисунке 4 и Рисунке 5, нет никакого противоречия, поскольку сезонная компонента характеризует вариативность регулярных изменений значений динамических рядов ЧС за период времени 2009–2021 гг., представляя собой последовательности повторяющихся циклов, трендовые компоненты определяют главную, генеральную тенденцию динамики самого процесса, в данном случае – изменения поквартального количества ЧС с течением времени.

Таким образом, представлен новый подход к риск-типологии российских территорий, основанный на количественном анализе трендовых компонент динамических рядов поквартального количества ЧС, реализованных за период времени 2009–2021 гг. Подобная риск-типология имеет очень важное значение, так как трендовые компоненты определяют генеральную тенденцию изменения поквартального количества ЧС с течением времени.

Теперь о фишинговых атаках.

В процессе расчета значений автокорреляционной функции и оценки значимостей коэффициентов автокорреляции было установлено, что количество значимых коэффициентов – два из восемнадцати, при этом значение максимального из них составляет 0,704 (Рисунок 6). На Рисунке 6 ломаной линией обозначены средние значения автокорреляционной функции.

Из теории динамических рядов следует, что наличие хотя бы одного значимого коэффициента свидетельствует о существовании циклической компоненты, а также о возможности выделения сезонной и трендовой компонент.

Далее было проведено выравнивание исходного динамического ряда фишинговых атак методом скользящей средней и оценены значения сезонной компоненты.

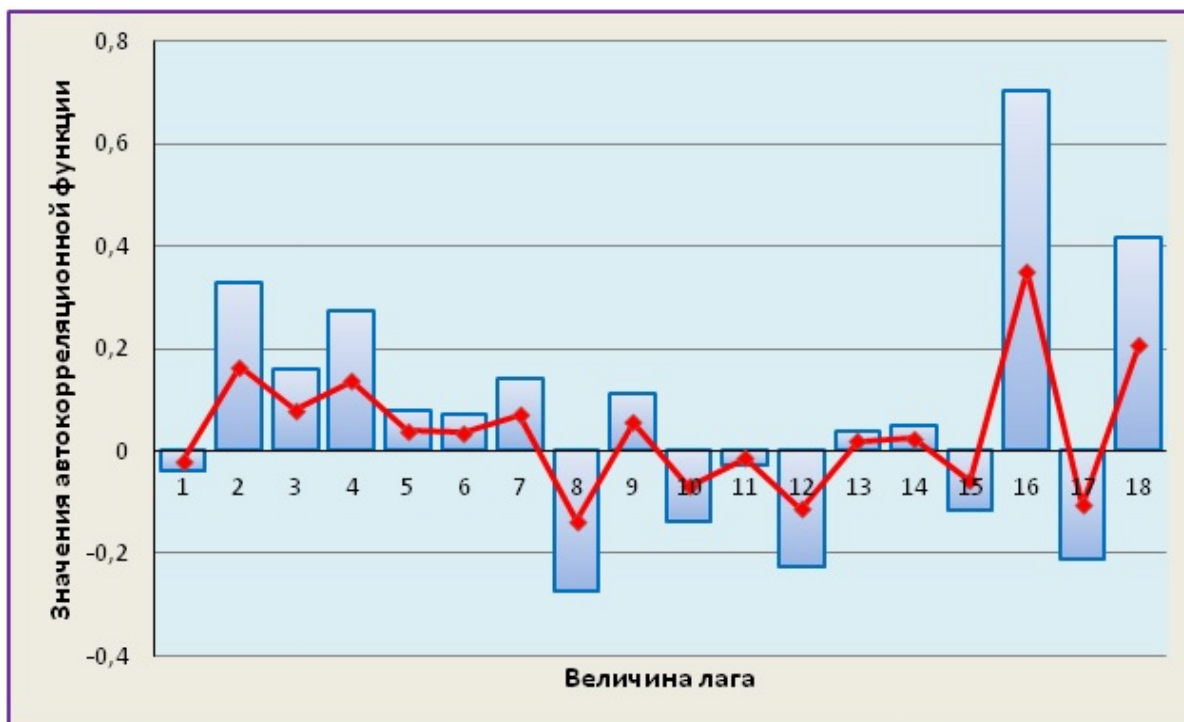


Рисунок 6 – Коррелограмма распределения фишинговых атак
Figure 6 – Correlation diagram of the distribution of phishing attacks

Итоговый график сезонных колебаний фишинговых атак на временном интервале 2023–2024 гг. приведён на Рисунке 7.

Исходя из графика, представленного на Рисунке 7, можно заключить, что максимальная активность фишинговых атак приходится на июль-сентябрь. С чем это связано?

Можно предположить, что фишинговые атаки наиболее интенсивны в период отпусков наибольшего количества россиян, когда они получили отпускные, накопили перед отпуском больше средств, планируя различные туристские, развлекательные и иные поездки, отложенные дела – ремонт квартир, дач, автотранспорта и т. д.

Но это, заметим, только предположения, требующие своего исследования и фактического подтверждения. В этой связи подчеркнем, что представляемый в статье прогноз на данном этапе основывается на внутренних, реально существующих, но пока не объясненных закономерностях реализации фишинговых атак, которые определяются целым комплексом факторов, требующих своего учета в специальных, довольно сложных математических моделях. Как, впрочем, и другие виды киберпреступлений, возникшие в качестве новых явлений в современном криминальном мире.

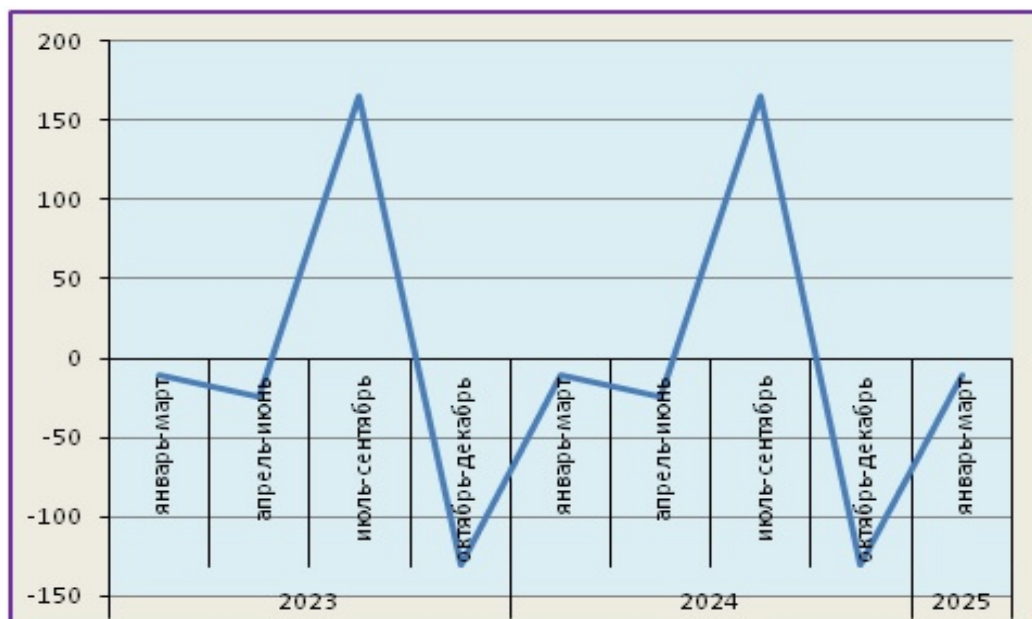


Рисунок 7 – Сезонная компонента динамического ряда фишинговых атак
Figure 7 – Seasonal component of the dynamic series of phishing attacks

Затем нами были выделены трендовая (Рисунок 8) и случайная компоненты (Рисунок 9).

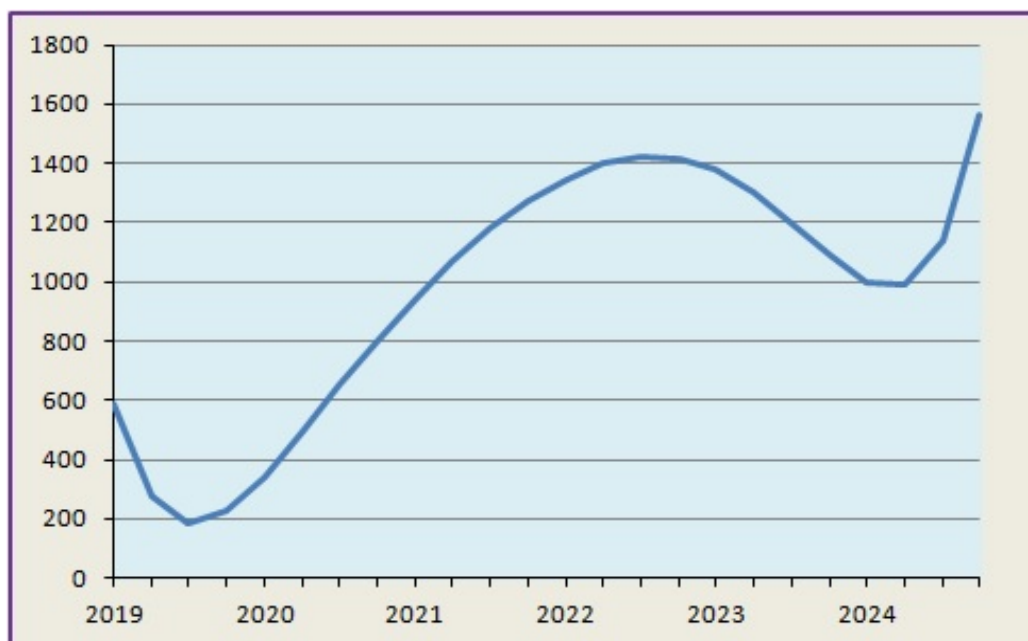


Рисунок 8 – Трендовая компонента динамического ряда фишинговых атак
Figure 8 – Trend component of the dynamic series of phishing attacks

Судя по трендовой компоненте (Рисунок 8), взлёт числа фишинговых атак наблюдался в 2024 году при общей тенденции роста их количества на протяжении 2020–2022 гг. Вопрос о том, произойдёт ли значительный рост количества этих инцидентов в 2025 или в 2026 годах, остаётся пока открытым. Для этого необходимы дальнейшие исследования динамики этого вида кибератак.

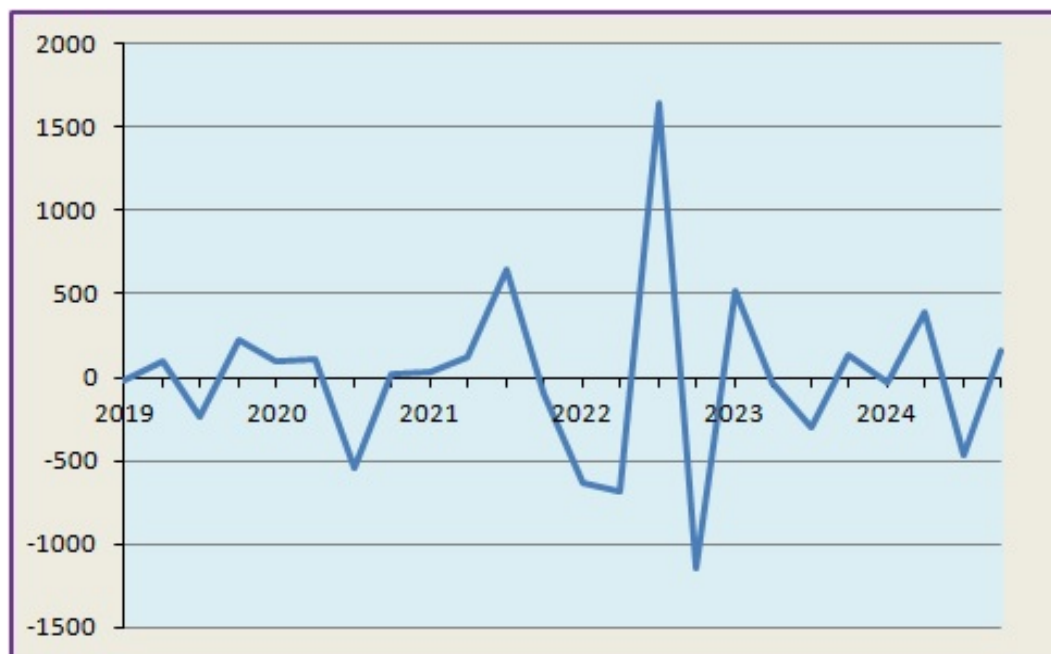


Рисунок 9 – Случайная компонента динамического ряда фишинговых атак
Figure 9 – Random component of a dynamic series of phishing attacks

Обратимся к результатам моделирования динамики фишинговых атак на основе использования рекуррентной нейронной сети LSTM. Программное исполнение модели выполнено на языке *Python*.

Результаты прогнозных оценок представлены на Рисунке 10.



Рисунок 10 – Реальная динамика и прогноз фишинговых атак в первом квартале 2025 года
Figure 10 – Real dynamics and forecast of phishing attacks in the first quarter of 2025

Линией синего цвета на Рисунке 10 обозначены фактические данные исходного динамического ряда фишинговых атак за первые три месяца 2025 года, линией красного

цвета – значения количества фишинговых атак, полученные на основании прогнозных оценок по LSTM-модели.

Погрешность прогноза в среднем составляет 6 %, то есть прогнозные и реальные данные о количестве фишинговых атак в первом квартале 2025 года весьма близки между собой. Отметим при этом, что прогноз фишинговых атак, выполненный на основании LSTM-модели значительно превышает точность модели *Auto ARIMA* и моделей, базирующихся на аппарате обычной экстраполяции.

Заключение

В статье сформулирована комплексная проблема моделирования и своевременного прогнозирования развития опасных процессов, формирующихся в самых разнообразных сферах жизнедеятельности современного общества и предложен новый, нестандартный подход к ее разрешению, основанный на анализе и прогнозировании динамических рядов, используемых аналитическими службами МЧС для исследования рисков ЧС и МВД для изучения киберпреступлений.

Показано, что в отношении исследования рисков ЧС в природной и техногенной сферах оптимальной является процедура риск-типологизации территорий РФ на федеральном уровне, основанная на совместном количественном анализе трендовых и сезонных компонент динамических рядов распределения поквартального количества ЧС.

В результате исследований установлено, что трендовые и сезонные компоненты описывают динамику количества ЧС с точки зрения различных характеризующих ее параметров. Трендовая компонента показывает направленность этого процесса, его развитие на всем исследуемом временном интервале. А сезонная компонента, наоборот, позволяет проследить изменчивость этого процесса на более коротких временных периодах, что является важным для оперативного реагирования соответствующих аналитических служб МЧС и МВД России.

Учитывая столь значимую практическую ценность предлагаемого авторами подхода к анализу и оценке динамики опасных природных и техногенных процессов, следует отметить, что прогнозная информация, генерируемая в виде результативных карт рисков типологизации территорий России, может быть положена в основу новой классификации этих территорий, что имеет определенную научную значимость.

При проведении прогностических оценок фишинговых атак использовалась рекуррентная нейронная сеть LSTM, обладающая развитыми механизмами постепенного забывания прошлой информации и замещения ее актуальной. Это дало возможность с высокой точностью (погрешность составляет в среднем 6 %) по сравнению с моделями аппроксимационного характера осуществлять краткосрочные прогнозы фишинговых атак.

Развиваемые в статье подходы ориентированы на построение системы моделей прогнозирования, позволяющей на первом этапе формировать рабочие гипотезы относительно факторного комплекса, определяющего сложные взаимодействия при реализации опасных явлений в современном территориальном и информационно-телекоммуникационном пространствах, позволяя затем перейти ко второму этапу – аналитического и имитационного моделирования в сфере противодействия указанным явлениям в РФ.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Минаев В.А., Бондарь К.М., Рабчевский А.Н., Федорович В.Ю. *Противодействие экстремистской идеологии в социальных медиа: математические модели и методы*. Хабаровск: ДВЮИ МВД России; 2023. 232 с.

2. Минаев В.А., Степанов Р.О., Фаддеев А.О. *Арктические риски: моделирование, комплексная оценка, управление*. Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана; 2022. 422 с.
3. Минаев В.А., Федорович В.Ю., Бондарь К.М. и др. *Сетевая деструктивная информация: поиск и противодействие*. Москва: МосУ МВД России им. В.Я. Кикотя; 2024. 345 с.
4. Кильдишев Г.С., Френкель А.А. *Анализ временных рядов и прогнозирование*. Москва: URSS; 2021. 101 с.
5. Лунеев В.В. *Преступность XX века: мировые, региональные и российские тенденции*. Москва: Норма; 2021. 912 с.
6. Алтунина В.В., Анучина Д.А. Классификация регионов Российской Федерации в контексте пространственной поляризации. *Экономика, предпринимательство и право*. 2022;12(5):1453–1474. <https://doi.org/10.18334/epp.12.5.114641>
Altunina V.V., Anuchina D.A. Russian Regions' Classification in the Context of Spatial Polarization. *Journal of Economics, Entrepreneurship and Law*. 2022;12(5):1453–1474. (In Russ.). <https://doi.org/10.18334/epp.12.5.114641>
7. Манаева И.В., Растворцева С.Н. *Пространственное развитие городов России: теория, анализ, моделирование*. Белгород: НИУ БелГУ; 2021. 196 с.
8. Фонотов А.Г., Бергаль О.Е. Территориальные кластеры в системе пространственного развития: зарубежный опыт. *Пространственная экономика*. 2020;16(4):113–135. <https://doi.org/10.14530/se.2020.4.113-135>
Fonotov A.G., Bergal' O.E. Territorial Clusters in the Spatial Development System: Foreign Experience. *Spatial Economics*. 2020;16(4):113–135. (In Russ.). <https://doi.org/10.14530/se.2020.4.113-135>
9. Фаддеев А.О., Павлова С.А. Исследование динамики опасных процессов геодинамического происхождения под влиянием солнечной активности. *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2021;(78):112–119. <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2021-78-112-119>
Faddeev A.O., Pavlova S.A. About a Possible Mathematical Method Studying the Dynamics of Dangerous Processes Geodynamic Origin. *Vestnik of Ryazan State Radio Engineering University*. 2021;(78):112–119. (In Russ.). <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2021-78-112-119>
10. Нильсен Э. *Практический анализ временных рядов. Прогнозирование со статистикой и машинное обучение*. Москва, Санкт-Петербург: Диалектика-Вильямс; 2021. 544 с.
Nielsen A. *Practical Time Series Analysis. Prediction with Statistics and Machine Learning*. Moscow, Saint Petersburg: Dialektika-Vil'yams; 2021. 544 p. (In Russ.).
11. Фаддеев А.О., Павлова С.А. Интегральная модель оценки риска возникновения чрезвычайных ситуаций геодинамического происхождения. *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2020;(71):162–171. <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2020-71-162-171>
Faddeev A.O., Pavlova S.A. Integral Risk Assessment Model of Geodynamic Origin Emergency Situations. *Vestnik of Ryazan State Radio Engineering University*. 2020;(71):162–171. (In Russ.). <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2020-71-162-171>
12. Пустынний Я.Н. Решение проблемы исчезающего градиента с помощью нейронных сетей долгой краткосрочной памяти. *Инновации и инвестиции*. 2020;(2):130–132.
Pustynnyy Y.N. Solving the Problem of Vanishing Gradient Using Long Short Term Memory Neural Networks. *Innovation & Investment*. 2020;(2):130–132. (In Russ.).
13. Копица А.В., Савкова Е.О. Анализ работы сети LSTM для прогнозирования

параметров биржи. В сборнике: *Информатика, управляющие системы, математическое и компьютерное моделирование (ИУСМКМ-2023): Материалы XIV Международной научно-технической конференции в рамках IX Международного Научного форума Донецкой Народной Республики, 24–25 мая 2023 года, Донецк, ДНР*. Донецк: Донецкий национальный технический университет; 2023. С. 229–237.

Kapitsa A.V., Savkova E.O. Analysis of the LSTM Network to Predict the Exchange's Parameters. In: *Informatika, upravlyayushchie sistemy, matematicheskoe i komp'yuternoe modelirovanie (IUSMKM-2023): Materialy XIV Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii v ramkakh IX Mezhdunarodnogo Nauchnogo foruma Donetskoi Narodnoi Respubliki, 24–25 May 2023, Donetsk, DNR*. Donetsk: Donetsk National Technical University; 2023. P. 229–237. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Фаддеев Александр Олегович, доктор технических наук, доцент, профессор кафедры экономической безопасности, Рязанский филиал Московского университета МВД России, Рязань, Российская Федерация.
e-mail: faol@mail.ru
ORCID: [0000-0002-7259-1693](https://orcid.org/0000-0002-7259-1693)

Alexander O. Faddeev, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Professor of the Economic Security Department, Ryazan Branch of Moscow University of the Internal Affairs Ministry of Russia, Ryazan, the Russian Federation.

Невдах Татьяна Михайловна, кандидат технических наук, доцент кафедры математики и информационных технологий управления, Академия Федеральной службы исполнения наказаний России, Рязань, Российская Федерация.
e-mail: ntmterrano@mail.ru
ORCID: [0000-0002-4799-0748](https://orcid.org/0000-0002-4799-0748)

Tatiana M. Nevдах, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor of Mathematics and Information Technology Management Department, Academy of the Federal Penitentiary Service of Russia, Ryazan, the Russian Federation.

Броненкова Юлия Васильевна, заместитель начальника кафедры информационных технологий, Академия управления МВД России, Москва, Российская Федерация.
e-mail: bronenkova87@mail.ru

Yulia V. Bronenkova, Deputy Head of the Department of Information Technologies at the Management, Academy of Management of the Internal Affairs Ministry of Russia, Moscow, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 01.12.2025; одобрена после рецензирования 15.12.2025; принята к публикации 19.12.2025.

The article was submitted 01.12.2025; approved after reviewing 15.12.2025; accepted for publication 19.12.2025.