

Об анализе временных рядов аварий и инцидентов на опасных производственных объектах

On analysing time series of accidents and incidents at hazardous production facilities

Бочков А.В.^{1*}, Киркин М.А.²

Bochkov A.V.^{1*}, Kirkin M.A.²

¹ АО «НИИАС», Российская Федерация, Москва

¹ JSC NIIS, Russian Federation, Moscow

² ПАО «Газпром», Санкт-Петербург, Российская Федерация

² PJSC Gazprom, Saint Petersburg, Russian Federation

* a.bochkov@vnias.ru



Бочков А.В.



Киркин М.А.

Резюме. Безопасное функционирование любых сложных распределенных систем во многом определяется уровнем развития инструментов анализа и прогнозирования происходящих на них событий. Помимо внешних факторов опасности, значимые угрозы создают т.н. опасные производственные объекты (ОПО). Аварии на таких объектах – предмет постоянного анализа и заботы эксплуатирующих организаций. Вместе с тем, статистика аварийности, накопленная за время функционирования таких объектов, часто неоднородна. Аварии и инциденты на ОПО происходят в разное время, при различном прогнозном фоне, что затрудняет построение и верификацию цифровых моделей подобных объектов. В настоящей работе предлагается алгоритм первичной обработки временных рядов наблюдений для выделения данных, которые можно использовать в дальнейшем для построения и обучения прогнозных моделей с требуемой точностью. Предлагаемый подход может быть реализован средствами языка R, который во многом стал стандартом для статистических расчетов.

Abstract. Safe operation of any complex distributed systems is largely defined by the quality of the event analysis and prediction tools. Aside from the external hazards, the so-called hazardous production facilities (HPFs) pose significant threats. Accidents at such facilities are a subject of constant analysis and concern of operating organisations. At the same time, the accident statistics accumulated over the period of operation of such facilities are often heterogeneous. Accidents and incidents at HPFs occur at different times, against different forecast backgrounds, which complicates the construction and verification of digital models of such facilities. This paper proposes an algorithm for preprocessing time series of observations to extract data that can be subsequently used to build and train predictive models with the required accuracy. The proposed approach can be implemented by means of the R language, that in many respects has become a standard for statistical calculations.

Ключевые слова: временной ряд, аварии, инциденты, статистика Фишера, прогноз временного ряда

Keywords: time series, accidents, incidents, Fisher statistics, time series prediction

Для цитирования: Бочков А.В., Киркин М.А. Об анализе временных рядов аварий и инцидентов на опасных производственных объектах // Надежность. 2024. №4. С. 12-19. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2024-24-4-12-19>

For citation: Bochkov A.V., Kirkin M.A. On analysing time series of accidents and incidents at hazardous production facilities. Dependability 2024;4:12-19. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2024-24-4-12-19>

Поступила: 18.05.2024 / **После доработки:** 02.09.2024 / **К печати:** 18.11.2024

Received on: 18.05.2024 / **Revised on:** 02.09.2024 / **For printing:** 18.11.2024

Введение

Анализ временных рядов аварий и инцидентов на опасных производственных объектах (ОПО) имеет решающее значение для обеспечения промышленной безопасности и снижения рисков [1, 2]. Для оценки риска аварий и управления чрезвычайными ситуациями разработаны различные методологии и технологии [3, 4]. К ним относится использование машинного обучения и методов анализа больших данных для прогнозирования и предотвращения серьезных потрясений [5]. Кроме того, предложена концепция цифрового двойника ОПО, предполагающая построение виртуальной модели для моделирования и мониторинга работы объекта и мер безопасности [6]. Эти усовершенствования направлены на улучшение мониторинга, реагирования и управления авариями и инцидентами на ОПО и, в итоге, на обеспечение безопасности жизни и имущества людей [7].

Анализ временных рядов редких событий включает несколько ключевых особенностей. Во-первых, для прогнозирования и анализа таких редких случаев требуется использование специальных методов [8]. Во-вторых, проблема классового дисбаланса является распространенной в моделях прогнозирования временных рядов редких событий, и для ее решения были изучены различные способы, такие как занижение выборки, перевыборка и неправильная классификация весов [9]. Кроме того, было признано эффективным использование коллективных решений с помощью наборов алгоритмов распознавания, прогнозирование редких событий на основе предыдущей динамики признаков [10]. Кроме того, бинарная логит-модель, основанная на максимальном правдоподобии, обычно используемая в социальных науках, может давать смещенные оценки параметров и переоценивать их при работе с редкими событиями, что требует использования альтернативных аналитических подходов, таких как коррекция смещения первого порядка и точный условный вывод [11]. Наконец, анализ редких событий в данных временных рядов часто требует применения методов, специально разработанных для работы с редкими явлениями, таких, например, как метод емкости, основанный на теории случайных процессов [12].

Статистические исследования нерегулярных временных рядов рассматриваются во многих работах. Так, в [13] предлагается комплексное решение, учитывающее временные неравномерности в многомерных последовательностях данных. При построении модели учитывается время получения результатов наблюдений. В [14] представлена новая модель авторегрессионных скользящих средних первого порядка для анализа дискретных временных рядов, наблюдаемых в неравномерно распределенные промежутки времени, и демонстрирующая ее применимость на реальных примерах [15]. В работах [16, 17] подчеркивается важность учета нерегулярной временной выборки и временной структуры данных временных рядов в статистических исследованиях. Эти статьи обсуждают полуконтролируемое обучение дан-

ных временных рядов, а в одной из них предлагается концепция под названием iTimes, позволяющая самостоятельно изучать временную структуру немаркированных временных рядов.

Уже из вышесказанного можно судить, что тема, затрагиваемая в данной статье, является актуальной и привлекает интерес самых разных исследователей.

1. Первичная обработка данных

Для анализа использованы данные по авариям и инцидентам условного ОПО, а также информация по программам и мероприятиям, направленным на улучшение промышленной безопасности, данные по внеплановым потерям и т.д. Для удобства и скорости обработки все полученные статистические данные были размещены в таблицах реляционной базы данных.

Чтобы сохранить однородность и репрезентативность выборки, было принято решение рассмотреть данные по авариям и инцидентам на объекте исследования как однородную и в то же время самую многочисленную выборку. Среди событий на объекте исследования отдельно выделяются аварии и инциденты, однако для статистической обработки различия между авариями и инцидентами являются несущественными. Принято решение при статистической обработке данных рассматривать аварии и инциденты на объекте исследования как равнозначные события.

Первичная обработка данных заключалась в переходе от григорианских к юлианским датам, что позволило создать временной ряд со сквозной и неповторяющейся нумерацией по дням. Этот ряд представлен на рис. 1.

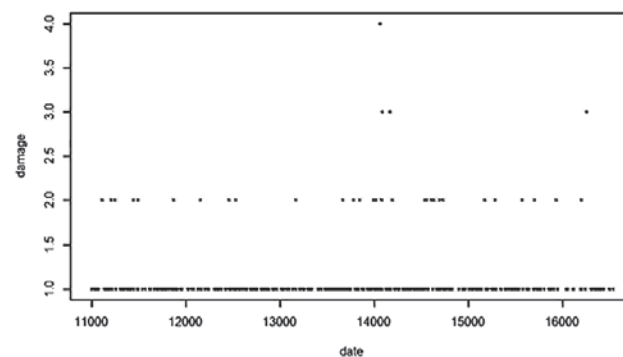


Рис. 1. Временной ряд аварий и инцидентов, переведенный в юлианские дни

Для статистической обработки и анализа был использован язык R – язык программирования для статистической обработки данных и работы с графикой, а также свободная программная среда вычислений. R был разработан сотрудниками статистического факультета Оклендского университета Россом Айхэкой и Робертом Джентлменом (первая буква их имен – R). Язык R широко используется как статистическое программное обеспечение для анализа данных и фактически стал стандартом для статистических программ. R доступен под лицензией GNU GPL и распространяется в виде исходных кодов, а также откомпилированных приложений под ряд операци-

онных систем: FreeBSD, Solaris и другие дистрибутивы Unix и Linux, Microsoft Windows, Mac OS X. Язык R поддерживает широкий спектр статистических и численных методов и обладает хорошей расширяемостью с помощью пакетов. Пакеты представляют собой библиотеки для работы специфических функций или специальных областей применения. В базовую поставку R включен основной набор пакетов, а всего доступно более 5000 пакетов. R обладает отличными графическими возможностями по отражению результатов анализа.

2. Статистические исследования нерегулярных временных рядов

Так как временной интервал между событиями неодинаков, то для того чтобы выделить какие-либо зависимости, необходимо использовать специальный математический аппарат. Например, периодограммы Ломба-Скаргла позволяет выделять периоды на данных с неравномерным интервалом между событиями или равномерных интервалах, но с пропущенными данными. Метод Ломба-Скаргла позволяет осуществить спектральный анализ непосредственно над неравномерно дискретным сигналом. В его основе лежит МНК-аппроксимация сигнала гармоническими функциями. Отличительной особенностью метода является то, что оценка данных происходит по самим точкам отсчетов, а не по временным промежуткам, что позволяет сигналу иметь переменный шаг дискретизации.

На рис. 2 представлена периодограмма Ломба-Скаргла для ряда, приведенного на рис. 1. Периодограмма показывает вероятность существования периода в анализируемых данных. По оси абсцисс отложены значения периода в днях, а по оси ординат вероятность существования этого периода. Чем выше пик, тем больше вероятность периода. Видны 7-дневный пик и пик равный приблизительно 78 дням. Пики с периодами меньше 7-ми дней, скорее всего, являются артефактами и не имеют статистической значимости.

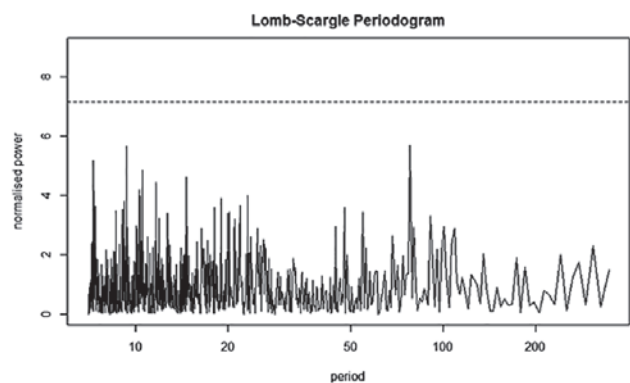


Рис. 2. Периодограмма Ломба-Скаргла для нерегулярного временного ряда аварий и инцидентов

Таким образом, из периодограммы на рис. 2 видно, что существуют два почти одинаково значимых перио-

да для ряда аварий и инцидентов. Кроме этих главных периодов виден еще десяток второстепенных максимумов с чуть меньшей амплитудой на значениях от 7 до 30 дней, что показывает сложность временного ряда аварий и инцидентов.

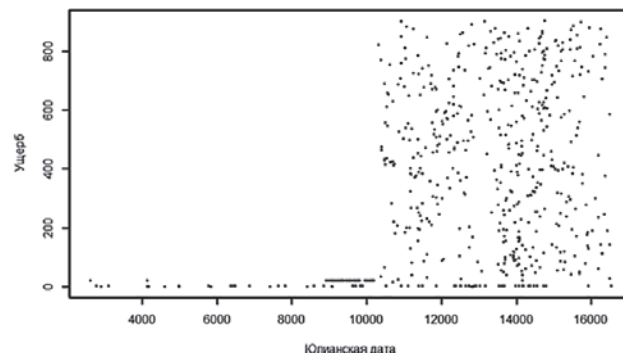


Рис. 3. Полный временной ряд ущерба, возникающих при событиях на объекте исследования

Помимо частотности аварий и инцидентов также играет важную роль ущерб, возникающий при событиях на объекте исследования. Так, если создать временной ряд ущерба (см. рис. 3), то видно, что ущерб событий до 2000 года (2000 год соответствует юлианской дате около 11 000) значения ущерба при событиях на объекте исследования имеют другое распределение и не могут быть учтены корректно.

Освобожденный от этих данных временной ряд представлен на рис. 4.

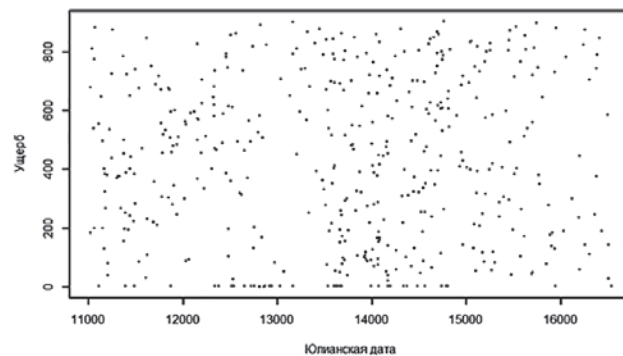


Рис. 4. Сокращенный временной ряд ущерба от событий на объекте исследования

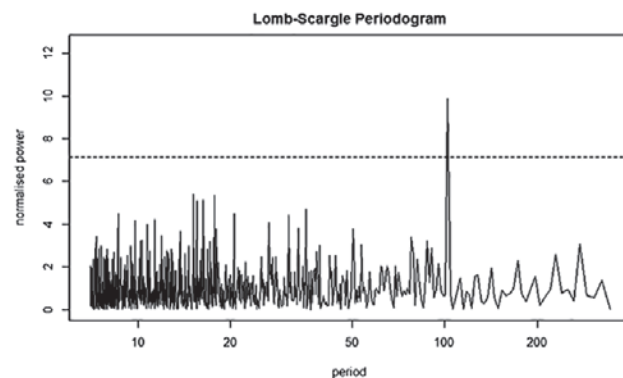


Рис. 5. Периодограмма Ломба-Скаргла для сокращенного временного ряда ущерба от событий на объекте исследования

Соответствующая периодограмма Ломба-Скаргла для этого ряда однозначно указывает на наличие у ряда ущербов статистически значимого периода в 102,17 дня (см. рис. 5). Другими словами, ущерб от аварий и инцидентов имеет статистически значимую периодичность около 102 дней, что позволяет говорить о прогнозировании и, по возможности, снижении этого ущерба.

3. Регуляризация временного ряда

Математический инструментарий для работы с событиями, между которыми разные временные промежутки, скуден и сложен. Для того, чтобы использовать всю «силу» современных методов работы с временными рядами, необходимо перейти к ряду, в котором события разделены равными промежутками времени. Такие временные ряды называются регулярными. Для регуляризации временного ряда событий на объекте исследования было произведено разбиение на временные интервалы (бины) и просуммированы все события попавшие внутрь данного бина.

Получившийся временной ряд обладает свойством регулярности, то есть события разделены равными временными интервалами. Регулярный временной ряд аварий и инцидентов на объекте исследования был сформирован путем суммирования событий, которые произошли внутри каждого квартала, начиная с 1 квартала 2000 года (рис. 6). Дата начала временного ряда была выбрана для того, чтобы опираться на найденную ранее периодичность.

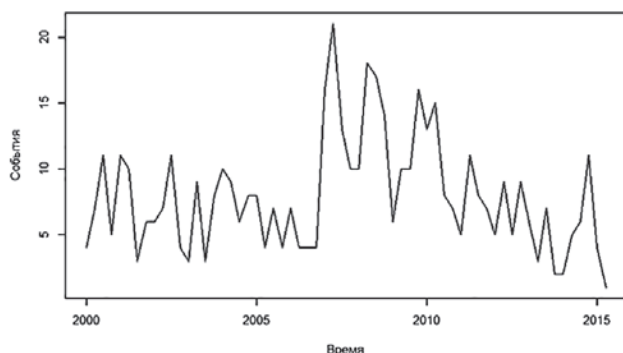


Рис. 6. Регулярный временной ряда аварий и инцидентов на объекте исследования

4. Определение момента структурных изменения регулярного временного ряда

Одной из основных задач при работе с временными рядами, описывающими те или иные показатели, является своевременное определение того момента, когда изменения временного ряда уже нельзя объяснить случайным выбросом, а нужно констатировать о структурных изменениях временного ряда.

Этот момент времени сопровождается значительными изменениями ряда факторов, оказывающих сильное воздействие на изучаемый показатель. Чаще всего эти изменения вызваны изменениями в общеэкономической ситу-

ации или событиями глобального характера, приведшими к изменению структуры аварийности. Если исследуемый временной ряд включает в себя соответствующий момент времени, то одной из задач его изучения становится выяснение вопроса о том, значительно ли повлияли общие структурные изменения на характер этой тенденции. Для оценки значимости модели в целом используется статистика Фишера (так называемая, F -статистика).

Исследовались точки структурных изменений на временном ряде событий на объекте исследования. В данном случае это точки, которые могут показать начало тренда на снижение или повышение. На рис. 7 приведена статистика Фишера для временного ряда аварий и инцидентов на объекте исследования, начиная с 1 января 2000 года.

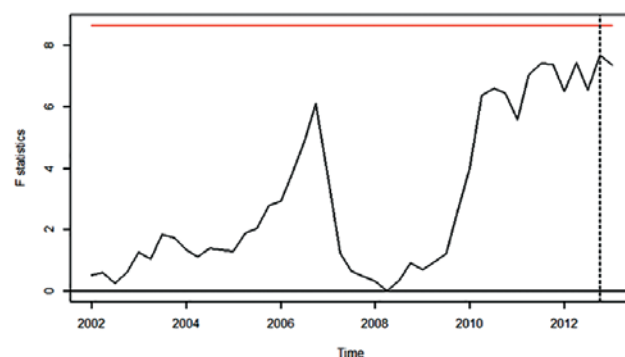


Рис. 7. Статистика Фишера для регулярного временного ряда событий на объекте исследования. Пунктиром обозначено максимальное значение статистики

Чем выше значение статистики, тем более вероятно, что произошли структурные изменения временного ряда.

Из рис. 7 видно, что существует несколько вторичных максимумов статистики Фишера в области 2007 года и около 2012-2013 годов, и основной максимум, пришедшийся на 1 квартал 2014 года. Этот момент и соответствует точке структурных изменений регулярного временного ряда событий на объекте исследования. То есть, если снижение аварийности до этого момента можно было с какой-то вероятностью объяснить как случайным понижением предыдущего закона, то после этой точки тренд на снижение уже статистически значим.

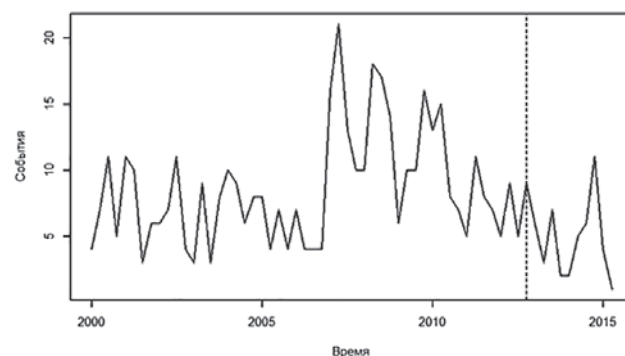


Рис. 8. Регулярный временной ряда событий на объекте исследования. Момент структурного изменения временного ряда, соответствующий максимуму статистики отмечен пунктирной линией

На рис. 8 показан этот момент и можно увидеть, что нисходящий тренд, наметившийся в 2010, становится статистически значимым с начала 2014. Причем любой тренд, говорящий о снижении аварийности до этого момента, не является статистически значимым.

Таким образом, выявление структурных изменений и обнаружение моменты смены тренда – это одна из важных задач мониторинга аварийности, так как позволяет отличить изменения структуры аварийности от случайного выброса и своевременно принять меры.

5. Кросс-корреляция с мерами по предотвращению инцидентов на объекте исследования

Одним из инструментов для работы с регулярными временными рядами является линейная модель параметров с запаздываниями. Временной ряд представляется в виде линейной комбинации временных рядов различных параметров, которые влияют на поведение основного ряда. При этом учитывается, что влияние может происходить не мгновенно, а с опережением или запаздыванием на некоторый временной промежуток (лаг). В некоторых случаях наличие временного лага является очевидным: например, в цепи «хищник – жертва» вспышка популяции хищника происходит через определенный промежуток после вспышки популяции жертвы, после чего происходит снижение численности с тем же временным лагом. Но, в большинстве случаев, нельзя так просто судить о наличии временного лага и тем более о конкретной его длине. Для составления действующей модели временного ряда событий на объекте исследования, необходимо определить степень влияния мероприятий по обеспечению производственной безопасности на аварийность и с каким запаздыванием это влияние проявляется.

Взаимная корреляционная функция, или кросскорреляционная функция (ККФ) определяется для двух стационарных временных рядов как коэффициент корреляции между $x(t)$ и $y(t+k)$ в зависимости от k . Наличие пиков в ККФ указывает на наличие временного лага временных рядов.

На основании данных по следующим показателям:

- были составлены регулярные временные ряды и рассчитана ККФ;
- организация и осуществление производственного контроля за соблюдением требований промышленной безопасности;
- страхование общей гражданской ответственности;
- страхование гражданской ответственности организаций, эксплуатирующих ОПО (тип DE);
- обязательное страхование гражданской ответственности владельца опасного объекта за причинение вреда в результате аварии на ОПО (тип NL);
- обучение, проведение учебно-тренировочных занятий, аттестация;
- приобретение нормативно-технической литературы;
- экспертиза технологического оборудования.

Результаты для первых трех факторов приведены на рис. 9–11.

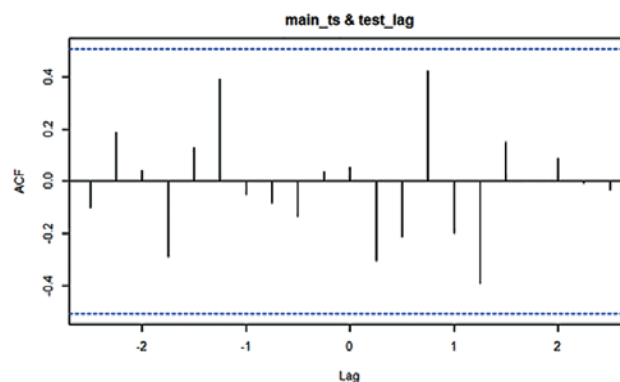


Рис. 9. ККФ для временного ряда параметра «Организация и осуществление производственного контроля за соблюдением требований промышленной безопасности»

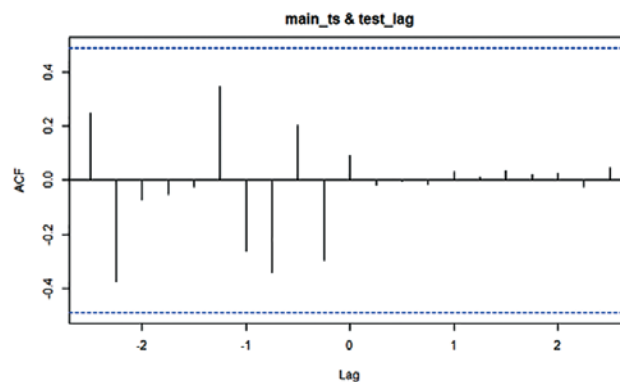


Рис. 10. ККФ для временного ряда параметра «Страхование общей гражданской ответственности»

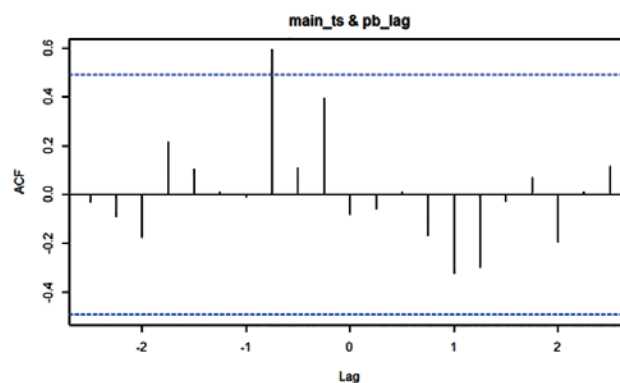


Рис. 11. ККФ для временного ряда параметра «Страхование гражданской ответственности организаций, эксплуатирующих ОПО (тип DE)»

Из анализа рис. 9–11 видно, что параметры «Организация и осуществление производственного контроля за соблюдением требований промышленной безопасности» и «Страхование общей гражданской ответственности» не имеют статистически значимой корреляции ни на одном из лагов, в то время как временной ряд для «Страхование гражданской ответственности организаций, эксплуатирующих ОПО (тип DE)» имеет высокий коэффициент корреляции 0,6 с лагом в -1 квартал

(данные лага на графике – в единицах частоты, то есть 4 квартала за год).

Необходимо проанализировать все параметры, относящиеся к объекту исследования, чтобы на их основе составить линейную модель временного ряда аварий и инцидентов на основании вклада каждого параметра со своим временным лагом.

На рис. 12 представлен пример схемы для определения параметров линейной модели, где по горизонтальной оси представлены параметры модели, а по вертикальной оси – соответствие между получившейся моделью и реальным временным рядом. Подобные схемы наглядно иллюстрируют, как изменяется адекватность модели при учете тех или иных параметров.

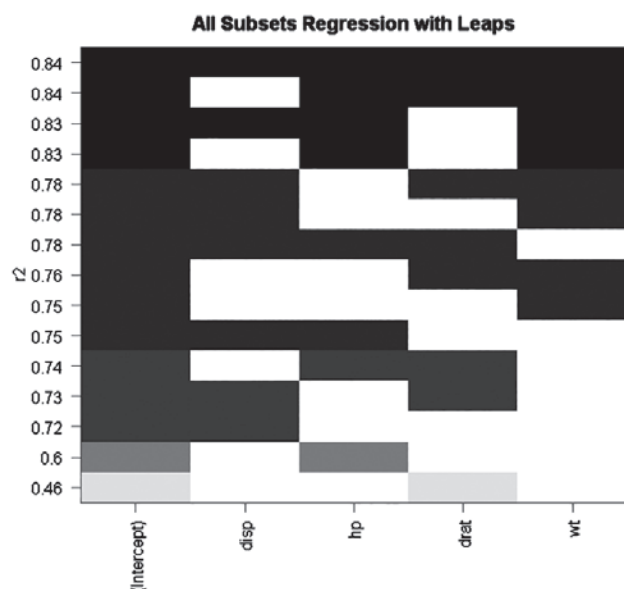


Рис. 12. Пример выбора компонентов модели временного ряда

Наличие значимой корреляции с временным лагом позволяет использовать значение параметра для уточнения прогноза по авариям и инцидентам. То есть данный параметр имеет предикативное свойство. Зная значения этого параметра можно предсказывать изменение поведения временного ряда аварий и инцидентов на объекте исследования в ту или иную сторону.

6. Прогноз временного ряда

Процедуры оценки параметров и прогнозирования предполагают, что математическая модель процесса известна. В реальных данных часто нет отчетливо выраженных регулярных составляющих. Отдельные наблюдения содержат значительную ошибку, тогда как требуется не только выделить регулярные компоненты, но также построить прогноз.

Методология ARIMA, разработанная Боксом и Дженкинсом [16] в 1976 году, позволяет это сделать. Данный метод чрезвычайно популярен во многих приложениях, и практика подтвердила его мощност и гибкость. Однако из-за мощност и гибкости, ARIMA – сложный метод.

Его не так просто использовать, и требуется большая практика, чтобы овладеть им. Хотя часто он дает удовлетворительные результаты, они во многом зависят от квалификации пользователя [17].

Цель сезонной декомпозиции и корректировки состоит в том, чтобы разложить ряд на составляющую тренда, сезонную компоненту и оставшуюся нерегулярную составляющую. «Классический» прием, позволяющий выполнить такую декомпозицию, известен как метод Census I. Этот метод описывается и обсуждается в работах [18, 19]. Основная идея сезонной декомпозиции проста. В общем случае временной ряд типа того, который описан выше, можно представить себе состоящим из четырех различных компонент:

- 1) сезонной компоненты (обозначается $S(t)$, где t обозначает момент времени),
- 2) тренда ($T(t)$),
- 3) циклической компоненты ($C(t)$)
- 4) случайной, нерегулярной компоненты или флуктуации ($I(t)$).

Разница между циклической и сезонной компонентой состоит в том, что последняя имеет регулярную (сезонную) периодичность, тогда как циклические факторы обычно имеют более длительный эффект, который к тому же меняется от цикла к циклу. В методе Census I тренд и циклическую компоненту обычно объединяют в одну тренд-циклическую компоненту ($TC(t)$). Конкретные функциональные взаимосвязи между этими компонентами могут иметь самый разный вид.

На рис. 13 представлена декомпозиция временного ряда аварий и инцидентов на объекте исследования выполненная методом Census I. На верхнем фрагменте графика приведем сам временной ряд. Далее приведены графики тренда, сезонной компоненты и случайного шума, соответственно.

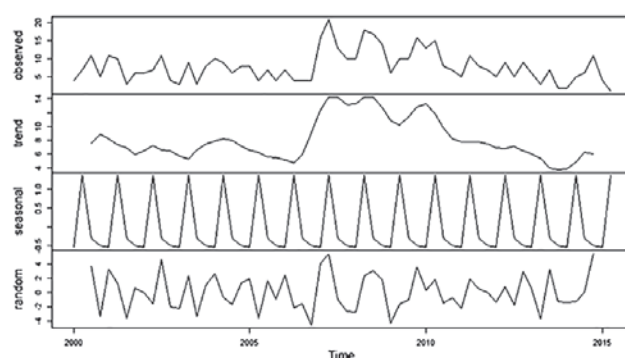


Рис. 13. Декомпозиция временного ряда событий на объекте исследования

Из анализа графиков на рис. 13 видно, что сезонная компонента мала, а основные изменения временного ряда вносит тренд-циклическая компонента. Таким образом, сезонная декомпозиция временного ряда позволяет прогнозировать количество аварий и инцидентов (не разделяя их друг от друга) на временной интервал в несколько кварталов (см. рис. 14).

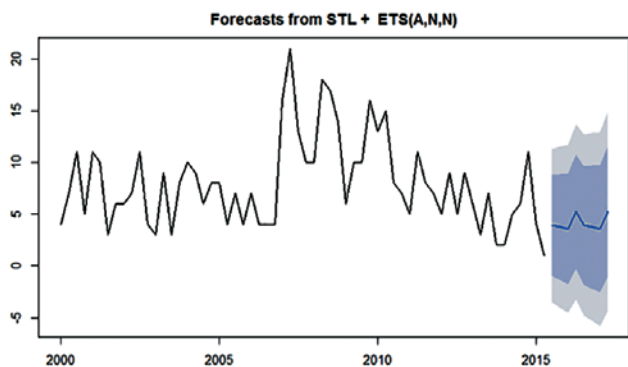


Рис. 14. Модель временного ряда аварий и инцидентов на объекте исследования и их вероятностный прогноз. Темно-серым обозначен доверительный интервал 80 %, светло-серым обозначен доверительный интервал 95%

Тренд-циклическая и сезонная компонента ограничивают коридор доверительных значений, обозначенных на рисунке серыми областями. Так, темно-серая область показывает, какое количество аварий и инцидентов на объекте исследования будет с вероятностью 80%, а светло-серая – с вероятностью 95%.

Заключение

Показанная в статье последовательность действий с условными данными, полученными из временного ряда событий на ОПО, без сомнения требует адаптации к реальным данным и может служить только примером того, как нужно выделять из имеющегося набора данные, действительно пригодные для построения моделей и прогнозирования.

Библиографический список

1. Бочков А.В. Проблемы оценки опасностей и управления рисками объектов критически важной инфраструктуры Группы «Газпром»: аналитический обзор // Научно-технический сборник «Вести газовой науки». 2018. № 2(34). С. 51-87.
2. Бочков А.В., Сафонов В.С. Специфика анализа и оценок показателей риска редких событий на опасных производственных объектах // Научно-технический сборник «Вести газовой науки». 2020. № 1(42). С. 84-95.
3. Бочков А.В. Использование метода анализа иерархий для целей категорирования критически важных объектов по степени совокупного ущерба и риску противоправных действий // Проблемы анализа риска. 2008. Т. 5. № 4. С. 6-13.
4. Печеркин А.С., Гражданкин А.И., Разумняк Н.Л. Тенденции динамики фоновых показателей опасностей аварий на опасных производственных объектах // Безопасность труда в промышленности. 2022. № 11. С. 14-19. DOI: 10.24000/0409-2961-2022-11-14-19
5. Guo S., Wang Z., Cui K. et al. Analysis of a hazardous factory explosion accident // SHS web of conferences. 2023. Vol. 166. A.n. 01053. 5 p. DOI: 10.1051/shsconf/202316601053
6. Cadei L., Rossi G., Lancia L. et al. Hazardous Events Prevention and Management Through an Integrated Machine Learning and Big Data Analytics Framework // SPE Conference at Oman Petroleum & Energy Show, Muscat, Oman, March 2022. DOI: 10.2118/200110-ms
7. Немчинов Д.В., Селиверстова А.Н., Немчинова А.Л. Управление рисками аварийных ситуаций на опасном производственном объекте (установка каталитического риформинга) // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2022. Т. 2022. № 3. С. 22-29. DOI: 10.24143/2072-9502-2022-3-22-29
8. Basu T., Menzer O., Ward J. et al. A Novel Implementation of Siamese Type Neural Networks in Predicting Rare Fluctuations in Financial Time Series // Risks. 2022. Vol. 10(2). P. 39. DOI: 10.3390/risks10020039
9. Ahmadzadeh A., Aydin B., Kempton D.J. et al. Rare-Event Time Series Prediction: A Case Study of Solar Flare Forecasting // 18th IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA). 2019. DOI: 10.1109/ICMLA.2019.00293
10. Zhuravlev Yu.I., Senko O.V., Bondarenko N.N. et al. A Method for Predicting Rare Events by Multidimensional Time Series with the Use of Collective Methods // Pattern Recognition and Image Analysis. 2019. Vol. 29. Issue 4. Pp. 763-768. DOI: 10.1134/S1054661819040217
11. Leitgöb H. (2020). Analysis of rare events. In book: SAGE Research Methods Foundations. SAGE Publications Ltd, 2020. DOI: 10.4135/9781526421036863804
12. Кораблев Ю.А., Голованова П.С., Кострица Т.А. Емкостный метод анализа редких событий в сфере услуг // Актуальные проблемы экономической теории. 2020. № 3. С. 132-142. DOI: 10.33293/1609-1442-2020-3(90)-132-142
13. Li Y., Leung C.H., Wu Q. Probabilistic Learning of Multivariate Time Series with Temporal Irregularity (June 16, 2023) [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.09147> (дата обращения 23.09.2024). DOI: 10.48550/arxiv.2306.09147
14. Jhin S.Y., Lee J., Park N. (2023). Precursor-of-Anomaly Detection for Irregular Time Series (October 13, 2023) [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.15489> (дата обращения: 23.09.2024). DOI: 10.1145/3580305.3599469
15. Ojeda C., Palma W., Eyheramendy S. et al. A Novel First-Order Autoregressive Moving Average Model to Analyze Discrete-Time Series Irregularly Observed // Theory and Applications of Time Series Analysis and Forecasting: Selected contributions from ITISE 2021: Conference proceedings. 2023. Pp. 91-103. DOI: 10.1007/978-3-031-14197-3_7
16. Liu X., Zhang F., Liu H. et al. iTimes: Investigating Semisupervised Time Series Classification via Irregular Time Sampling // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2023. Vol. 19. Issue 5. Pp. 6930-6938. DOI: 10.1109/tii.2022.3199374
17. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Основы эконометрики. Том 2. М.: Юнити-Дана, 2001. 432 с.

18. Makridakis S.G., Wheelwright S.C., McGee V.E. (1983) *Forecasting: Methods and Applications*. 2nd ed. New York: John Wiley and Sons Ltd, 1983. 926 p.

19. Makridakis S.G., Wheelwright S.C. *Forecasting Methods for Management*. 5th ed. New York: John Wiley and Sons Ltd, 1989. 480 p.

References

1. Bochkov A.V. [Problems of hazard estimation and risk management of critical infrastructure facilities of the Gazprom Group: an analytical review]. *Vesti gazovoy Nauki* 2018;2(34):51-87. (in Russ.)

2. Bochkov A.V. Safonov V.S. Special analysis and assessment of risk indicators for rare events in regard to dangerous industrial facilities. *Vesti Gazovoy Nauki* 2020;1(42):84-95. (in Russ.)

3. Bochkov A.V. [Using hierarchy analysis for categorising critical facilities in terms of the cumulative damage and the risk of illegal actions]. *Issues of Risk Analysis* 2008;5(4):6-13. (in Russ.)

4. Pecherkin A.S., Grazhdankin A.I., Razumnyak N.L. Trends in the Dynamics of Background Indicators of Accident Hazards at Hazardous Production Facilities. *Occupational safety in industry* 2022;11:14-19. DOI: 10.24000/0409-2961-2022-11-14-19. (in Russ.)

5. Guo S., Wang Z., Cui K. et al. Analysis of a hazardous factory explosion accident. *SHS web of conferences* 2023;166:01053. DOI: 10.1051/shsconf/202316601053.

6. Cadei L., Rossi G., Lancia L. et al. Hazardous Events Prevention and Management Through an Integrated Machine Learning and Big Data Analytics Framework. SPE Conference at Oman Petroleum & Energy Show. Muscat (Oman); March 2022. DOI: 10.2118/200110-ms.

7. Nemchinov D.V., Seliverstova A.N., Nemchinova A.L. Emergency risk management at hazardous production facilities (catalytic reforming unit). *Vestnik ASTU. Series: Management, computer science and informatics* 2022;3:22-29. DOI: 10.24143/2072-9502-2022-3-22-29. (in Russ.)

8. Basu T., Menzer O., Ward J. et al. A Novel Implementation of Siamese Type Neural Networks in Predicting Rare Fluctuations in Financial Time Series. *Risks* 2022;10(2):39. DOI: 10.3390/risks10020039.

9. Ahmadzadeh A., Aydin B., Kempton D.J. et al. Rare-Event Time Series Prediction: A Case Study of Solar Flare Forecasting. 18th IEEE International Conference On Machine Learning And Applications (ICMLA); 2019. DOI: 10.1109/ICMLA.2019.00293.

10. Zhuravlev Yu.I., Senko O.V., Bondarenko N.N. et al. A Method for Predicting Rare Events by Multidimensional Time Series with the Use of Collective Methods. *Pattern Recognition and Image Analysis* 2019;29:763-768. DOI: 10.1134/S1054661819040217.

11. Leitgöb H. Analysis of rare events. In: SAGE Research Methods Foundations. SAGE Publications Ltd.; 2020. DOI: 10.4135/9781526421036863804.

12. Korablev Yu.A., Golovanova P.S., Kostritsa T.A. Capacity Method of Rare Events Analysis in the Area of Services. *Economics of Contemporary Russia* 2020;(3):132-142. (in Russ.) DOI: 10.33293/1609-1442-2020-3(90)-132-142.

13. Li Y., Leung C.H., Wu Q. Probabilistic Learning of Multivariate Time Series with Temporal Irregularity (June 16, 2023). (accessed 23.09.2024). Available at: <https://arxiv.org/abs/2306.09147>. DOI: 10.48550/arxiv.2306.09147.

14. Jhin S.Y., Lee J., Park N. (2023). Precursor-of-Anomaly Detection for Irregular Time Series (October 13, 2023). (accessed 23.09.2024). Available at: <https://arxiv.org/abs/2306.15489>. DOI: 10.1145/3580305.3599469.

15. Ojeda C., Palma W., Eyheramendy S. et al. A Novel First-Order Autoregressive Moving Average Model to Analyze Discrete-Time Series Irregularly Observed. In: *Theory and Applications of Time Series Analysis and Forecasting: Selected contributions from ITISE 2021: Conference proceedings*; 2023. Pp. 91-103. DOI: 10.1007/978-3-031-14197-3_7.

16. Liu X., Zhang F., Liu H. et al. iTimes: Investigating Semisupervised Time Series Classification via Irregular Time Sampling. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 2023;19(5):6930-6938. DOI: 10.1109/tii.2022.3199374.

17. Ayvazyan S.A. *Applied statistics. Fundamentals of econometrics*. Volume 2. Moscow: Unity-Dana; 2001. (in Russ.)

18. Makridakis S.G., Wheelwright S.C., McGee V.E. *Forecasting: Methods and Applications*. 2nd ed. New York: John Wiley and Sons Ltd.; 1983.

19. Makridakis S.G., Wheelwright S.C. *Forecasting Methods for Management*. 5th ed. New York: John Wiley and Sons Ltd.; 1989.

Сведения об авторах

Бочков Александр Владимирович – доктор технических наук, Ученый секретарь АО «НИИАС», ул. Нижегородская, д. 27, стр. 1, Москва, Российская Федерация, 109029, e-mail: a.bochkov@vniias.ru

Киркин Максим Александрович – главный эксперт Департамента (В.И. Донцов) ПАО «Газпром». Адрес: Московский пр-т, д. 156, лит. А, Санкт-Петербург, Российская Федерация, 196105, e-mail: M.Kirkin@adm.gazprom.ru

About the authors

Alexander V. Bochkov, Doctor of Engineering, Academic Secretary, JSC NIIAS, 27, bldg 1 Nizhegorodskaya str., Moscow, 109029, Russian Federation, e-mail: a.bochkov@vniias.ru

Maksim A. Kirkin, Chief Expert of Department (V.I. Dontsov), PJSC Gazprom, 156A Moskovsky pr-t, Saint Petersburg, 196105, Russian Federation, e-mail: M.Kirkin@adm.gazprom.ru

Вклад авторов

Бочков А.В. сформулировал задачу исследования, разработал метод ее решения и получил аналитические результаты.

Киркин М.А. разработал алгоритм имитационного моделирования и выполнил численный анализ.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.