

УДК 614.8491.31:311.4::004.942::004.62

**доктор техн. наук, проф. Татур М.М., канд. техн. наук, доцент
Иваницкий А.Г.*, Проровский В.М.****

Анализ временных рядов как элемент процесса интеллектуального анализа данных обстановки с техногенными пожарами

Учреждение образования «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», г. Минск

**Государственное учреждение образования «Университет гражданской защиты Министерства по чрезвычайным ситуациям Республики Беларусь», г. Минск*

***Учреждение «Научно-исследовательский институт пожарной безопасности и проблем чрезвычайных ситуаций» Министерства по чрезвычайным ситуациям Республики Беларусь, г. Минск*

Целью работы являлось определение возможности применения аддитивных моделей временных рядов на этапе разведочного анализа данных обстановки с пожарами в населенных пунктах, оценка возможности использования результатов, полученных ранее другими исследователями. Разработано экспериментальное программное средство для декомпозиции и исследования компонентов временных рядов. Проведен разведочный анализ данных и сравнительная оценка с результатами из других источников.

Ключевые слова: техногенная чрезвычайная ситуация, пожар, интеллектуальный анализ, разведочный анализ, временные ряды, статистика пожаров, прогнозирование.

**Ph.D. (Tech.), prof. M.M. Tatur, Ph.D. (Tech.), assoc. prof. A.G. Ivanitskiy*,
V.M. Prorovsky****

Time series analysis as an element of data mining of the situation with industrial fires

The Educational Establishment «Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics», Minsk

**State Educational Establishment «University of Civil Protection of the Ministry for Emergency Situations of the Republic of Belarus», Minsk*

***Institution “Scientific and Research Institute of Fire Safety and Emergency Situations” of the Ministry for Emergency Situations of the Republic of Belarus, Minsk*

The aim of the work was to determine the possibility of using additive time series models at the stage of exploratory analysis of data on the situation with fires in settlements, to assess the possibility of using the results obtained earlier by other researchers. An experimental software tool for decomposition and research of time

series components was developed. Exploratory analysis of data and comparative assessment with results from other sources was carried out.

Keywords: emergency situation, data mining, exploratory analysis, time series, forecasting, fire statistics.

Введение

В процессе интеллектуального анализа данных важным этапом является проведение разведочного анализа. Для этого исследователь использует различные способы трансформации и визуализации данных. В отдельных случаях эта процедура может занимать длительное время. В настоящее время для этих целей стало возможным применение программных продуктов, использующих технологии машинного обучения.

Основной алгоритм настоящего исследования близок к методологии SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model и Assess) [1], которая определяет этапы интеллектуального анализа данных (Data Mining) [2].

SEMMA в отличие от другого широко используемого стандарта интеллектуального анализа данных CRISP-DM фокусируется на задачах моделирования, не затрагивая бизнес-аспекты. Этот стандарт представляет унифицированный межотраслевой подход к итеративному процессу интеллектуального анализа данных, но при этом не навязывает каких-либо жестких правил. При его использовании исследователь располагает научными методами построения концепции проекта, его реализации и оценки результатов.

К этапам SEMMA относят:

1. Выборку данных – формирование начального набора данных для моделирования (dataset).

2. Исследование – выявление ассоциаций, визуальный и интерактивный статистический анализ, понимание данных путем обнаружения ожидаемых и непредвиденных связей между переменными, а также отклонений с помощью визуализации данных.

3. Модификацию – применение методов выбора, создания и преобразования переменных при подготовке к моделированию: преобразование, фильтрация и замещение информации.

4. Моделирование – применение методов построения и обработки моделей интеллектуального анализа данных.

5. Оценку – сравнение результатов моделирования между собой и с планируемыми показателями, анализ надежности и полезности созданных моделей.

Министерство по чрезвычайным ситуациям Республики Беларусь осуществляет ведомственный учет пожаров и их последствий, который является основой государственного статистического учета пожаров, осуществляемого Национальным статистическим комитетом (Белстат).

Пожаром, относящимся к категории техногенных чрезвычайных ситуаций, считается неконтролируемое горение вне специального очага, приводящее к ущербу [3]. В приведенном анализе не рассматриваются различные малозначительные

загорания, не отнесенные к пожарам (не нанесшие материального ущерба).

Основная часть

Исследования, приведенные в настоящей статье, преимущественно отражают этапы 1-4 SEMMA. Начальный набор данных извлечен из базы данных программного комплекса «Учет ЧС» [4] и обработан (проведены необходимые группировки по дням года и разделение на дополнительные наборы данных о количестве пожаров в Республике Беларусь по дням года за период с 2011 по 2020 год, такие как: общее число пожаров (а), пожары в городах и поселках городского типа (б), пожары в сельских населенных пунктах (с), пожары в многоквартирных жилых домах (d), пожары в одноквартирных жилых домах, дачах, надворных постройках и придомовых территориях (е)).

На этапе модификации проведено обнаружение аномалий – это опознавание во время интеллектуального анализа редких данных, событий или наблюдений, которые вызывают подозрения ввиду существенного отличия от большей части данных. Обычно аномальные данные указывают на существование некоторой проблемы [5]. Несмотря на существование большого числа исследований по обнаружению аномалий, многие существующие методы неприменимы в контексте данных о пожарах из-за особенностей сезонных и трендовых компонент. Поэтому, для автоматического обнаружения аномалий в данных применены методы

S-ESD (Seasonal Extreme Studentized Deviate) [6]. Для обнаружения аномалий используются методы статистического обучения. Сезонная декомпозиция используется для фильтрации тенденций и сезонных компонент временного ряда с последующим использованием надежных статистических показателей – медианы и медианного абсолютного отклонения (MAD) для точного обнаружения аномалий даже при наличии сезонных всплесков. Для исключения аномальных значений используется удаление выброса или замена ближайшим соседним.

Исследование аномалий в контексте интеллектуального анализа данных может выявить полезную, неизвестную ранее информацию. Например, 17 июля 2016 года было зарегистрировано аномальное для этой поры года количество пожаров – 41 (обычно около 20). Детальное изучение выявило, что 23 из них произошли из-за ударов молнии, а обстановка была осложнена сильным ветром (зарегистрированная метеорологическая чрезвычайная ситуация с прохождением по территории трех областей). За несколько дней до указанной даты установилась жаркая сухая погода и температура воздуха достигала отметки в 30 °C. Редкий случай одновременного воздействия нескольких опасных метеорологических явлений привел к резкому всплеску числа пожаров.

Визуализация данных во время предварительного их изучения (рисунок 1) позволила выдвинуть гипотезу о наличии признаков временных рядов (тренда и сезонных колебаний).

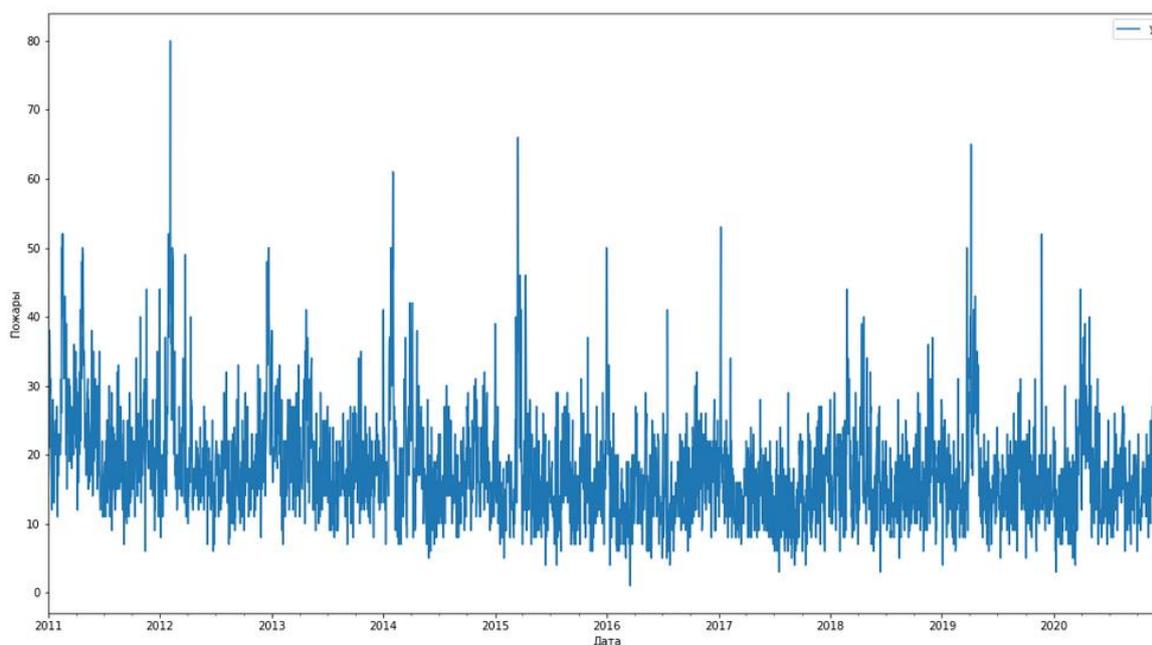


Рисунок 1. – Диаграмма распределения числа пожаров

Временным рядом называют последовательность наблюдений, обычно упорядоченную во времени. Основной чертой, выделяющей анализ временных рядов среди других видов статистического анализа, является существенность порядка, в котором проводятся наблюдения.

Анализ временных рядов позволяет выявить скрытые закономерности набора данных, а методы прогнозирования – дать информацию о возможном значении исследуемого показателя в будущем. Основная задача анализа временных рядов, как правило, заключается в определении модели, которая описывает структуру временного ряда и может в дальнейшем быть использована для прогнозирования.

Классические методы прогнозирования временных рядов, основанные на моделях статистики, при использовании требуют дополнительных затрат за счет привлечения для настройки моделей специалистов в области прогнозирования, которые отвечают за настройку параметров

применяемых методов в зависимости от конкретной проблемной области. Настройка этих методов требует глубокого понимания того, как работают базовые модели временных рядов. Не каждая организация способна содержать специалистов по анализу данных. В большинстве случаев ресурсов для создания сложных платформ прогнозирования не хватает.

Основанием для выбора в качестве инструмента прогнозирования программной библиотеки Prophet послужили проведенные в исследованиях [2, 7] оценки точности прогнозирования в сравнении с другими моделями (в рамках текущего исследования задача сравнения моделей не рассматривалась).

Prophet предназначен для прогнозирования данных методами временных рядов на основе аддитивной модели, в которой нелинейные тенденции соответствуют годовым, месячным, недельным или дневным сезонным колебаниям. Предусмотрена возможность определить эффект влияния праздничных

и других аномальных дней. Наилучшие результаты прогнозирования достигаются на временных рядах, которые имеют сильные сезонные эффекты и несколько сезонов исторических данных.

Prophet является программным обеспечением с открытым исходным кодом [8], разработанным Facebook Core Data Science. Доступен для получения в репозиториях CRAN и PyPI для языков программирования R и Python. Для выбора оптимальных параметров моделей используются методы машинного обучения, реализованные на языке вероятностного программирования Stan, что позволяет получать прогноз за несколько секунд в полностью автоматическом режиме для неупорядоченных данных. Prophet устойчив к выбросам, отсутствующим данным и резким изменениям во временных рядах, а также включает в себя множество возможностей для настройки и корректировки прогнозов на основании интерпретируемых пользователем параметров для конкретной предметной области. Подробно методология описана в [2]. В ее основе этой лежит процедура подгонки аддитивных (Generalized Additive Models, GAM) регрессионных моделей следующего вида:

$$y_t = g_t + s_t + h_t + \epsilon_t, \quad (1)$$

где g_t и s_t – функции, аппроксимирующие тренд ряда и сезонные колебания (например, годовые, месячные, недельные и т.п.) соответственно;

h_t – функция, отражающая эффекты праздников и других влияющих событий;

ϵ_t – нормально распределенные случайные возмущения.

Для аппроксимации перечисленных функций используются следующие методы:

- *тренд*: кусочно-линейная регрессия или кусочная логистическая кривая роста;

- *годовые сезонные колебания*: частичные суммы ряда Фурье, число членов которого (порядок) определяет гладкость функции;

- *недельные сезонные колебания*: представлены в виде индикаторной переменной;

- *«праздники»* (например, официальные праздничные и выходные дни – Новый год, Рождество и т.п., а также другие дни, во время которых свойства временного ряда могут существенно измениться – спортивные или культурные события, природные явления и т.п.): представлены в виде индикаторных переменных.

Оценка параметров подгоняемой модели выполняется с использованием принципов байесовской статистики (либо методом нахождения апостериорного максимума (MAP), либо путем полного байесовского вывода) [9].

Проверка качества прогноза осуществляется способом, похожим на метод сдвигающейся точки отсчета (Rolling origin) [10], т.н. методом «имитированных исторических прогнозов» (Simulated Historical Forecasts, SHF). При этом методе сохраняется структура временного ряда. Для начала выбираются размер обучающего диапазона данных, шаг сдвига и горизонт прогнозирования. После чего последовательно выполняется вычисление прогнозного диапазона дат, увеличение обучающей выборки на величину шага, вычисление прогноза для следующего

участка и т.д. до тех пор, пока сумма обучающего участка и шага не превысит размера всего временного ряда. После этого возможно вычисление статистических метрик для оценки качества прогноза: среднеквадратичная ошибка (mean squared error, MSE), квадратный корень из среднеквадратичной ошибки (root mean squared error, RMSE), средняя абсолютная ошибка (mean absolute error, MAE), средняя абсолютная удельная ошибка (mean absolute percentage error, MAPE), «покрытие» (coverage) – показатель, отражающий разность между доверительными границами прогноза.

Оценка работы модели осуществлялась с помощью экспериментального программного обеспечения на языке программирования Python, обеспечивающего загрузку и обработку исходных данных, настройку и обучение модели, построение прогноза, визуализацию исходных и результирующих данных, кросс-валидацию и вычисление метрик, сохранение результатов.

Для анализа были использованы следующие настройки модели:

тип сезонности – аддитивная;

модель роста – линейная;

компоненты тренда – недельный, годовой;

праздники – использован набор по умолчанию, коэффициент влияния праздников (holidays_prior_scale) – 10;

масштабный коэффициент сезонности (seasonality_scale) – 1.0;

масштабный коэффициент точек излома (changepoint_scale) – 0.01;

горизонт прогнозирования – 90 дней.

Проведем обучение модели на наборе «а» и сделаем вывод основных компонентов разложенного временного ряда.

Как следует из диаграммы (рисунки 2), линия тренда (непрерывная красная линия) обстановки с пожарами имеет несколько точек излома (вертикальные пунктирные линии). Небольшое колебание отмечено в 2012 году. Глобальная смена направления произошла в 2016-2017 годах. Схожий участок растущего тренда за последний пятилетний период в России представлен в [7], что позволяет предположить наличие общего для обоих государств влияющего фактора. В данном случае возможно рассмотрение таких гипотез, как:

последствия валютного кризиса в России в 2014-2015 годах, приведшего к резкому ослаблению российского рубля по отношению к иностранным валютам, вызванную стремительным снижением мировых цен на нефть, что привело к росту инфляции, снижению потребительского спроса, экономическому спаду, росту уровня бедности и снижению реальных доходов населения [11]. Так, например, в [12] высказана точка зрения об ухудшении обстановки с пожарами на фоне экономического спада и снижения уровня жизни людей;

изменение обстановки в связи с влиянием климатических условий. Исследования влияния климатических условий на обстановку с пожарами в России приводятся в [13].

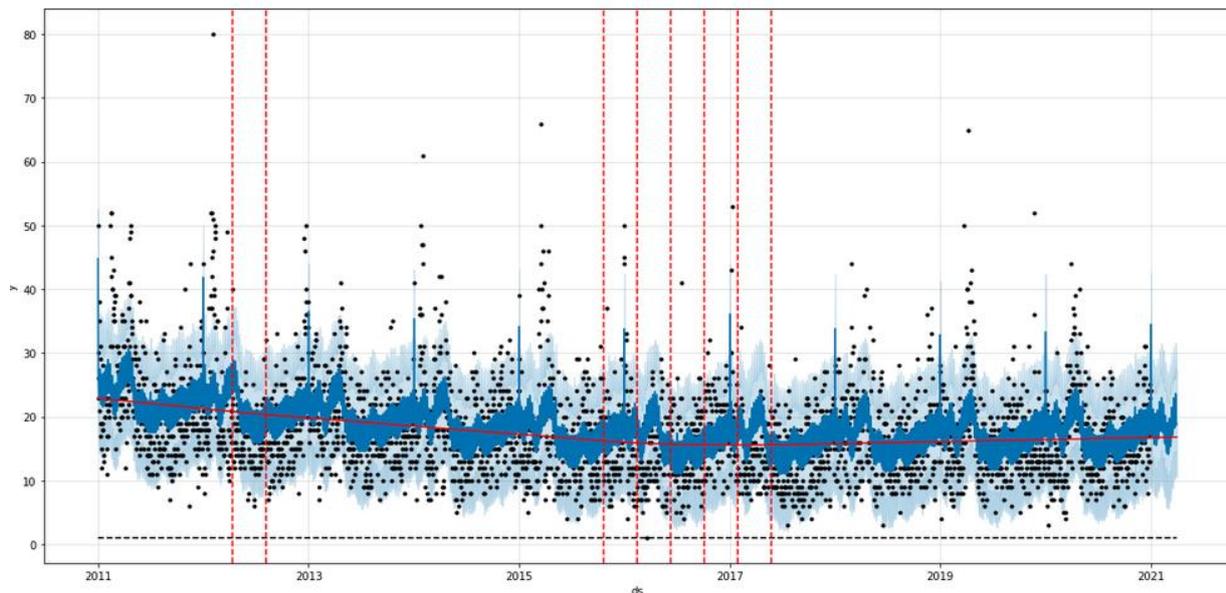


Рисунок 2. – Линия тренда и точки излома, набор «а»

Распределение влияния дней недели на частоту пожаров (рисунок 3) полностью соответствует ранее опубликованным данным [12, 13]. В выходные дни происходит больше пожаров, чем в будни. Учитывая тот факт, что примерно 80 % пожаров

происходит в жилом секторе [12], логично предположить наличие положительной корреляции между временем нахождения человека в жилище и частотой возникновения пожаров. Модель корректно вычислила и отразила эту зависимость.

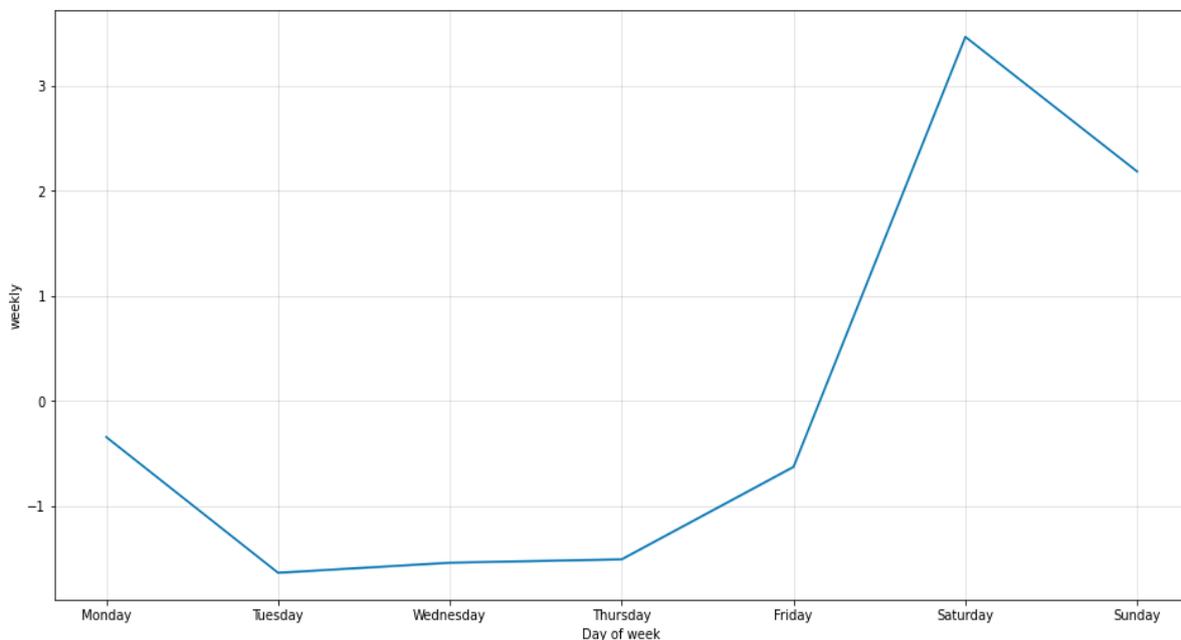


Рисунок 3. – Недельный компонент

Рассмотрение годового компонента (рисунок 4) дает много дополнительной информации. Наличие всплеска в апреле-мае априорно связывается с большим числом пожаров

сухой растительности в указанный интервал и подтверждается другими источниками [7, 12]. Вместе с тем интерес представляет выявление особенностей и условий формирования

такого всплеска. Используем для этого два дополнительных набора данных временных рядов «b» и «с»,

полученных из исходных данных разделением по типу населенного пункта, в котором произошел пожар.

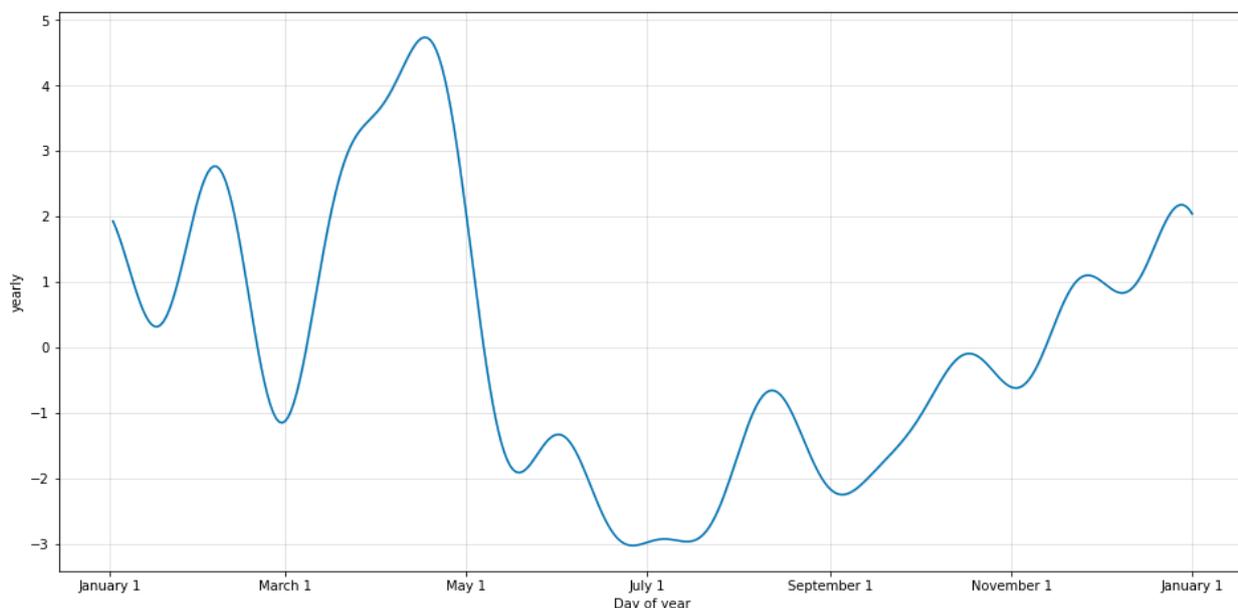


Рисунок 4. – Годовой компонент

Весенний лавинообразный рост числа пожаров (рисунок 5) достигается за счет пожаров в сельских населенных пунктах, что позволяет

продолжить исследование в разрезе непосредственных объектов, на которых возник пожар. Для этого используем наборы данных «d» и «e».

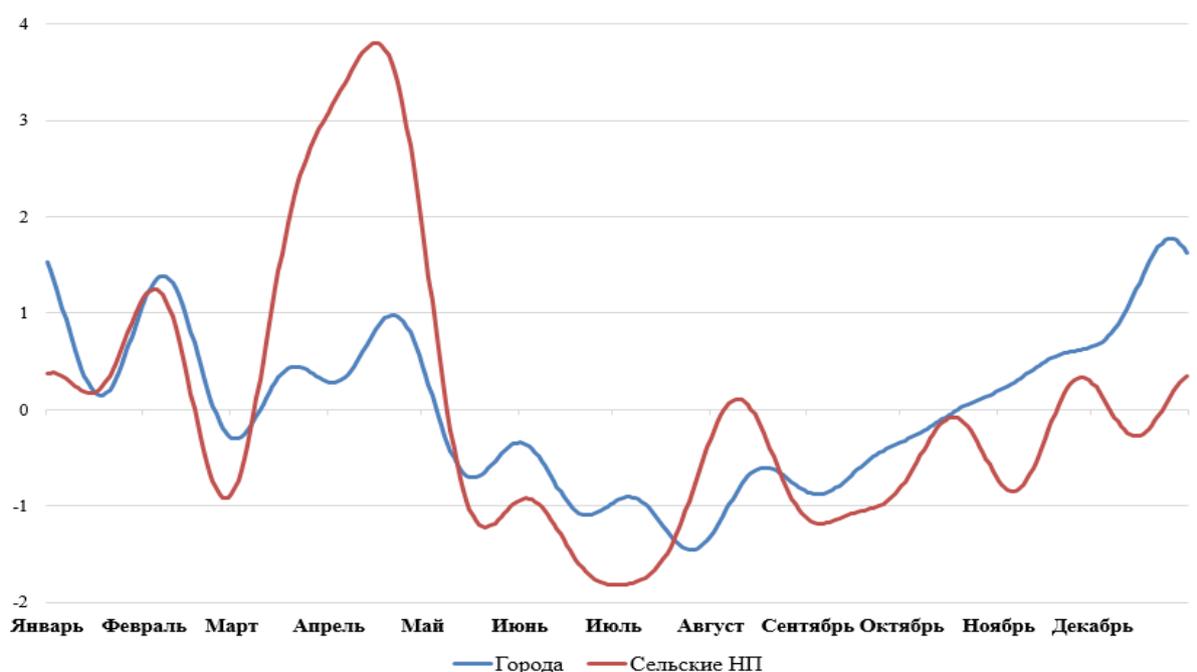


Рисунок 5. – Годовой компонент. Города и сельские населенные пункты

Годовой компонент, отражающий данные по многоквартирным (в том числе многоэтажным) домам

имеет форму, приближенную к прямой линии, а незначительные колебания предположительно связаны

с пожарами в одно- и двухэтажных зданиях (рисунок 6). Для углубленного анализа, возможно, стоит рассмотреть такие параметры, как

количество жилых зданий каждого типа, а также населения, проживающего в них.

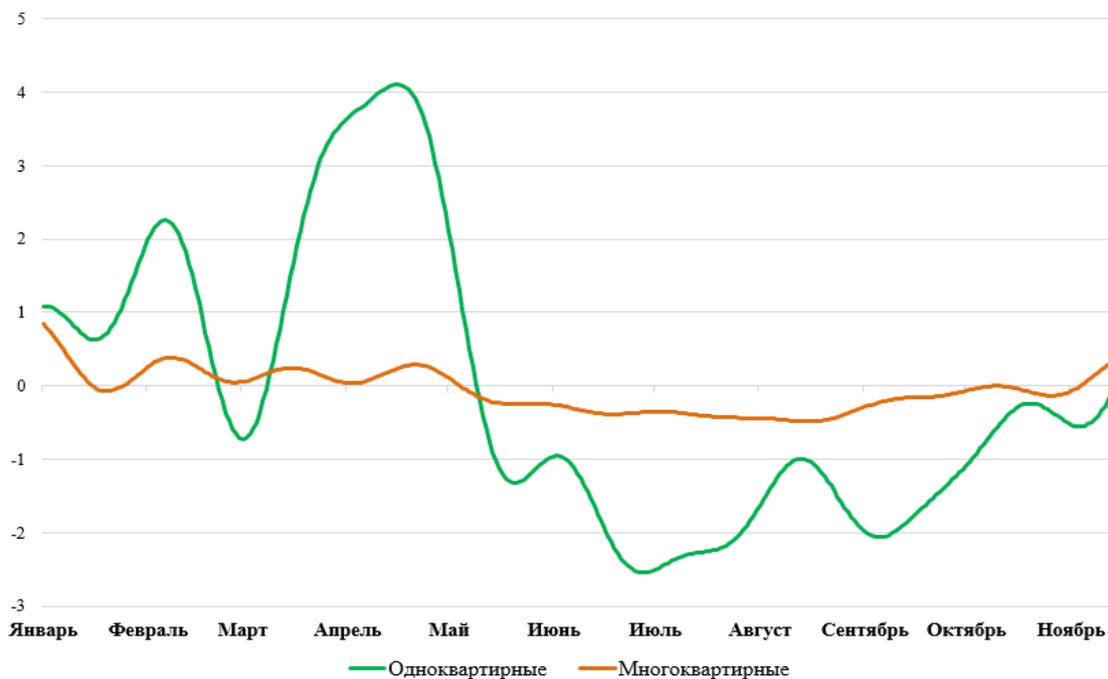


Рисунок 6. – Годовой компонент. Многоквартирные и одноквартирные дома

Рассмотрим построенную диаграмму влияния праздничных дней (рисунок 7) Республики Беларусь, «стандартно» использующихся библиотекой и оценку дней на базе статистических данных. Наибольший

показатель оценки приходится на 1 января, остальные значения распределены практически равномерно. Очевидно, что требуется более детальное изучение этой специфики.

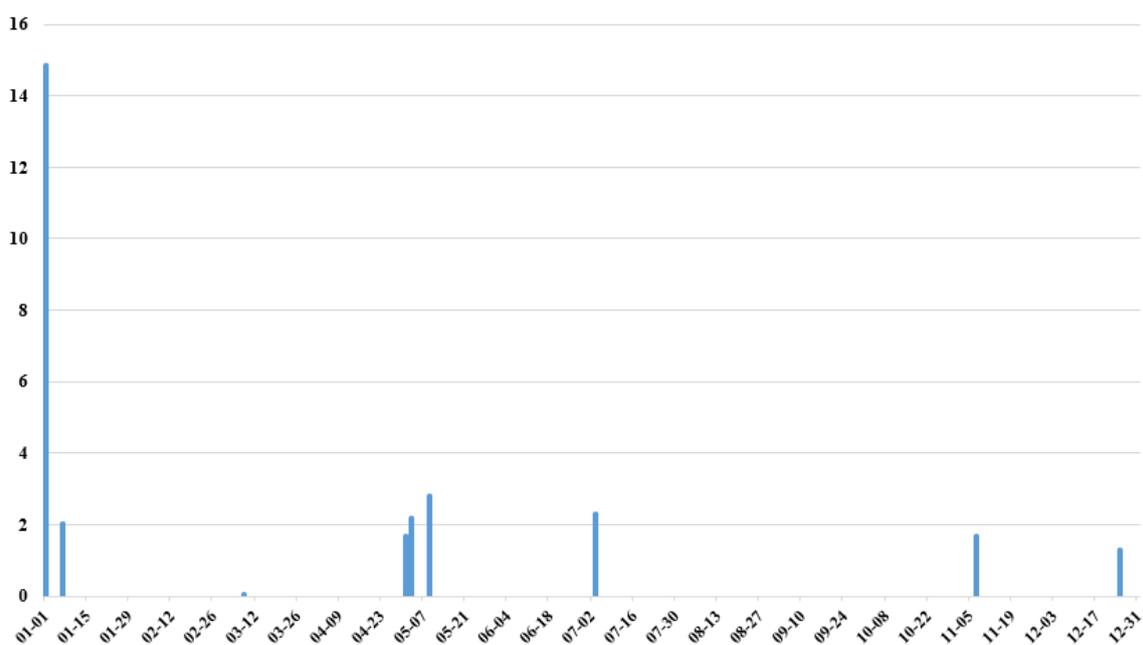


Рисунок 7. – Диаграмма распределения и оценки праздничных дней

Если учесть тот факт, что модель поддерживает использование более аккуратной процедуры ввода информации о днях, в которые социальная активность изменяется, очевидно, что точность прогнозирования возможно улучшить, задав продолжительность периодов для следующих друг за другом праздничных дней, а также дополнив информацией о других аномальных датах, к которым можно отнести перенос рабочих дней.

Заключение

1. В результате использования аддитивных моделей проведен разведочный анализ данных, проведена визуализация тренда и точек его излома, недельной и годовой сезонных компонент, определено влияние на обстановку с пожарами праздничных дней, предусмотренных в модели по умолчанию.

2. С помощью декомпозиции временного ряда на независимые отдельные ряды, отражающие агрегацию отдельных разрезов показателей, рассмотрен эффект лавинообразного роста числа пожаров в апреле и мае.

3. Определены гипотезы для дальнейшего исследования причин изменения направления линии тренда в 2016-2017 годах.

4. Предложена гипотеза об улучшении качества модели, за счет повышения качества исходных данных о праздничных днях, общей продолжительности выходных периодов и добавления в набор других аномальных дат.

5. В процессе обнаружения аномалий выявлены ранее неустановленные зависимости – лавинообразный

всплеск пожаров при наличии определенных опасных метеорологических условий.

Литература

1. Azevedo, A. KDD, SEMMA and CRISP-DM: A parallel overview [Electronic resource] / A. Azevedo, M. Santos // IADIS Multi Conference on Computer Science and Information Systems, Amsterdam, 22-27 July 2008 / Intern. Assoc. for Development of the Inform. Soc.; Associate Ed.: Luís Rodrigues and Patrícia Barbosa. – Amsterdam, 2008. – P. 182-185. – Mode of access : https://www.researchgate.net/profile/Ana-Azevedo-48/publication/220969845_KDD_semma_and_CRISP-DM_A_parallel_overview/links/02bfe50cbb21f029f1000000/KDD-semma-and-CRISP-DM-A-parallel-overview.pdf. – Date of access : 20.04.2021.

2. Taylor, S.J. Forecasting at Scale [Electronic resource] / S.J. Taylor, B. Letham // The American Statistician. – 2018. – Vol. 72, № 1. – P. 37-45. – Mode of access : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00031305.2017.1380080>. – Date of access : 20.04.2021.

3. Об утверждении формы государственной статистической отчетности 1-ос (пожары) «Отчет о пожарах (кроме лесных) и последствиях от них» и указаний по ее заполнению. : постановление Национ. статист. ком. Респ. Беларусь от 27 июня 2017 г. № 49 // Национ. правовой Интернет-портал Респ. Беларусь [Электронный ресурс]. – Минск, 2021 – Режим доступа : https://pravo.by/upload/docs/op/T21703807p_1501016400.pdf. – Дата доступа : 20.04.2021.

4. Разработать программный комплекс сбора и анализа информации о чрезвычайных ситуациях и их последствиях: отчет о НИР (заключ.) / Науч.-исслед. ин-т пожар. безопасности и проблем чрезвычайн. ситуаций МЧС Респ. Беларусь; В.М. Проровский [и др.]. – Минск, 2017. – 54 с. – № ГР 20163551. – Деп. в БелИСА 04.07.2018, № Д201828.
5. Zimek, A. Outlier Detection / A. Zimek, E. Schubert // Encyclopedia of Database Systems. Living Edition / Springer. – New York, 2018. – P. 40. – DOI:10.1007/978-1-4899-7993-3_80719-1
6. Hochenbaum, J. Automatic Anomaly Detection in the Cloud Via Statistical Learning [Electronic resource] / J. Hochenbaum, O.S. Vallis, A. Kejariwal. – 2017. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1704.07706.pdf>. – Date of access : 20.04.2021.
7. Бабёнышев, С.В. Прогнозирование временных рядов на основе методов машинного обучения в вопросах обеспечения природной и техногенной безопасности. / С.В. Бабёнышев, О.С. Малютин, Е.Н. Матеров // Сиб. пожарно-спасат. вестн. – 2021. – № 1 (20). – С. 75-83. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2021.20.1.013.
8. Prophet: Automatic Forecasting Procedure [Electronic resource]. – GitHub, Inc., 2021. – Mode of access : <https://github.com/facebook/prophet>. – Date of access : 20.04.2021 (MIT License Copyright (c) Facebook, Inc. and its affiliates).
9. Мастицкий, С.Э. Анализ временных рядов с помощью R [Электронный ресурс] / С.Э. Мастицкий. – 2020. – Режим доступа : <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r/>. – Дата доступа : 20.04.2021.
10. Tashman, L.J. Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review / L.J. Tashman // Intern. J. of Forecasting. – 2000. – Vol. 16, № 4. – P. 437-450.
11. Винокуров, М.А. Экономический кризис в России в 2014-2015 гг.: причины, последствия и пути решения / М. А. Винокуров // Социально-экономические и правовые проблемы обеспечения безопасности региона : материалы Междунар. науч.-практ. конф., Иркутск, 19-21 февр. 2015 г. / Байк. гос. ун-т экономики и права. – Иркутск, 2015. – С. 65-71.
12. Пожарная безопасность и современные направления ее совершенствования / Е.А. Серебренников [и др.] ; под ред. Ю.Л. Воробьева. – М. : ВНИИПО, 2004. – 187 с.
13. Татур, М.М. О прогнозировании обстановки с пожарами, относящимися к ЧС техногенного характера, в Республике Беларусь: подходы и проблемы / М. М. Татур, А.Г. Иваницкий, В.М. Проровский // Вестн. Ун-та гражд. защиты МЧС Беларуси. – 2020. – Т. 4. – № 3. – С. 237-250. – DOI 10.33408/2519-237X.2020.4-3.237.
14. Проровский, В.М. Закономерности пространственно-временного распределения пожаров в населенных пунктах Республики Беларусь / В.М. Проровский, М.В. Ходин // Актуальн. проблемы пожар. безопасности : Сб. тез. докл. XXX Междунар. науч.-практ. конф., Ногинск, 06-08 июня 2018 г. – Ногинск: Всеросс. ордена «Знак Почета» науч.-исследоват. ин-т противопожар. обороны М-ва Российской Федерации по делам гражд. обороны, чрезвычайн. ситуациям и ликвидации

последствий стихийных бедствий, 2018. – С. 108-110.

References

1. Azevedo, A. KDD, SEMMA and CRISP-DM: A parallel overview [Electronic resource] / A. Azevedo, M. Santos // IADIS Multi Conference on Computer Science and Information Systems, Amsterdam, 22-27 July 2008 / Intern. Assoc. for Development of the Inform. Soc.; Associate Ed.: Luís Rodrigues and Patrícia Barbosa. – Amsterdam, 2008. – P. 182-185. – Mode of access : https://www.researchgate.net/profile/Ana-Azevedo-48/publication/220969845_KDD_semma_and_CRISP-DM_A_parallel_overview/links/02bfe50cbb21f029f1000000/KDD-semma-and-CRISP-DM-A-parallel-overview.pdf. – Date of access : 20.04.2021.

2. Taylor, S.J. Forecasting at Scale [Electronic resource] / S.J. Taylor, B. Letham // The American Statistician. – 2018. – Vol. 72, № 1. – P. 37-45. – Mode of access: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00031305.2017.1380080>. – Date of access : 20.04.2021.

3. Ob utverzhdenii formy gosudarstvennoj statisticheskoy otchetnosti 1-os (pozhary) «Otchet o pozharah (krome lesnyh) i posledstviyah ot nih» i ukazaniy po ee zapolneniyu. : postanovlenie Nacion. statist. kom. Resp. Belarus' ot 27 iyunya 2017 g. № 49 // Nacion. pravovoj Internet-portal Resp. Belarus' [Elektronnyj resurs]. – Minsk, 2021 – Rezhim dostupa : https://pravo.by/upload/docs/op/T21703807p_1501016400.pdf. – Data dostupa : 20.04.2021.

4. Razrabotat' programmnyj kompleks sbora i analiza informacii o chrezvychajnyh situacijah i ih posledstviyah:

otchet o NIR (zaklyuch.) / Nauch.-issled. in-t pozhar. bezopasnosti i problem chrezvychajn. situacij MCHS Resp. Belarus'; V.M. Prorovskij [i dr.]. – Minsk, 2017. – 54 s. – № GR 20163551. – Dep. v BelISA 04.07.2018, № D201828.

5. Zimek, A. Outlier Detection / A. Zimek, E. Schubert // Encyclopedia of Database Systems. Living Edition / Springer. – New York, 2018. – P. 40. – DOI:10.1007/978-1-4899-7993-3_80719-1

6. Hochenbaum, J. Automatic Anomaly Detection in the Cloud Via Statistical Learning [Electronic resource] / J. Hochenbaum, O.S. Vallis, A. Kejariwal. – 2017. – Mode of access : <https://arxiv.org/pdf/1704.07706.pdf>. – Date of access : 20.04.2021.

7. Babyonyshev, S.V. Prognozirovanie vremennyh ryadov na osnove metodov mashinnogo obucheniya v voprosah obespecheniya prirodnoj i tekhnosfernoj bezopasnosti. / S.V. Babyonyshev, O.S. Malyutin, E.N. Materov // Sib. pozharno-spasat. vestn. – 2021. – № 1 (20). – S. 75-83. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2021.20.1.013.

8. Prophet: Automatic Forecasting Procedure [Electronic resource]. – GitHub, Inc., 2021. – Mode of access : <https://github.com/facebook/prophet>. – Date of access : 20.04.2021 (MIT License Copyright (c) Facebook, Inc. and its affiliates).

9. Mastickij, S.E. Analiz vremennyh ryadov s pomoshch'yu R [Elektronnyj resurs] / S.E. Mastickij. – 2020. – Rezhim dostupa : <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r/>. – Data dostupa : 20.04.2021.

10. Tashman, L.J. Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review / L.J. Tashman // Intern.

J. of Forecasting. – 2000. – Vol. 16, № 4. – P. 437-450.

11. Vinokurov, M.A. Ekonomicheskij krizis v Rossii v 2014-2015 gg.: prichiny, posledstviya i puti resheniya / M. A. Vinokurov // Social'no-ekonomicheskie i pravovye problemy obespecheniya bezopasnosti regiona : materialy Mezhdunar. nauch.-prakt. konf., Irkutsk, 19-21 fevr. 2015 g. / Bajk. gos. un-t ekonomiki i prava. – Irkutsk, 2015. – S. 65-71.

12. Pozharnaya bezopasnost' i sovremennye napravleniya ee sovershenstvovaniya / E.A. Serebrennikov [i dr.] ; pod red. YU.L. Vorob'eva. – M. : VNIPO, 2004. – 187 s.

13. Tatur, M.M. O prognozirovanii obstanovki s pozharami, odnosyashchimisya k CHS tekhnogennogo haraktera, v Respublike Belarus': podhody i problemy / M. M. Tatur, A.G. Ivanickij, V.M. Prorovskij // Vestn. Un-ta grazhd.

zashchity MCHS Belarusi. – 2020. – T. 4. – № 3. – S. 237-250. – DOI 10.33408/2519-237X.2020.4-3.237.

14. Prorovskij, V.M. Zakonomernosti prostranstvenno-vremennogo raspredeleniya pozharov v naselennykh punktah Respubliki Belarus' / V.M. Prorovskij, M.V. Hodin // Aktual'n. problemy pozhar. bezopasnosti : Sb. tez. dokl. XXH Mezhdunar. nauch.-prakt. konf., Noginsk, 06-08 iyunya 2018 g. – Noginsk: Vseross. ordena «Znak Pocheta» nauch.-issledovat. in-t protivopozhar. oborony M-va Rossijskoj Federacii po delam grazhd. oborony, chrezvychajn. situacijam i likvidacii posledstvij stihijnyh bedstvij, 2018. – S. 108-110.

