

ПОЖАРОВЗРЫВБЕЗОПАСНОСТЬ/FIRE AND EXPLOSION SAFETY. 2024. Т. 33. № 1. С. 83–93
 POZHAROVZRYVOBEZOPASNOST/FIRE AND EXPLOSION SAFETY. 2024; 33(1):83-93

НАУЧНАЯ СТАТЬЯ/RESEARCH PAPER

УДК 519.841

<https://doi.org/10.22227/0869-7493.2024.33.01.83-93>

Кластеризация пожаров на объектах топливно-энергетического комплекса по ретроспективным статистическим данным для выявления рангов пожаров

Валерий Яковлевич Вилисов¹, Ренат Шамильевич Хабибулин²✉

¹ МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), Московская обл., г. Мытищи, Россия

² Академия Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий, г. Москва, Россия

АННОТАЦИЯ

Введение. Такое определение как «ранг пожара» используется в практике управления реагированием и ликвидации пожаров достаточно давно и имеет несколько смыслов, основные из которых два: укрупненно показать степень сложности пожара; исходя из ранга пожара, выделить адекватное количество различных видов ресурсов для успешной его ликвидации. Цепочка элементов: пожар – степень сложности – необходимые ресурсы, пока не воплощена в эффективные методики и нормативные документы, что придает актуальность данному направлению исследований.

Цели и задачи. Целью работы является разработка технологии построения моделей рангов пожаров на основе использования кластерного анализа. В числе задач — разведочный анализ данных и построение стохастической модели рангов пожаров.

Методы. В исследовании использованы методы математической статистики и машинного обучения без учителя в варианте кластерного анализа.

Результаты и обсуждение. Показана возможность определения сетки рангов пожара и соответствующего количества выделяемой автотехники на основе обработки методами кластерного анализа выборки ретроспективных данных о пожарах. Показано, что полученные результаты очень близки к нормам выделения автотехники на пожары в г. Москве. Выдвинута концепция стохастических рангов пожаров как более информативной модели для распределения ресурсов.

Выводы. Представленные результаты решения задачи выявления сетки рангов пожаров по выборке ретроспективных данных позволяют не только определять количество ресурсов, необходимых для ликвидации того или иного пожара на объектах ТЭК, но и дают возможность строить адаптивные стохастические модели рангов пожаров, адекватные региону, отрасли и иным подмножествам объектов пожара.

Ключевые слова: ликвидация пожаров; разведочный анализ; кластерный анализ; машинное обучение; распределение вероятностей применения автотехники

Для цитирования: Вилисов В.Я., Хабибулин Р.Ш. Кластеризация пожаров на объектах топливно-энергетического комплекса по ретроспективным статистическим данным для выявления рангов пожаров // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2024. Т. 33. № 1. С. 83–93. DOI: 10.22227/0869-7493.2024.33.01.83-93

✉ Хабибулин Ренат Шамильевич, e-mail: kh-r@yandex.ru

Clustering of fires at fuel and energy complex facilities using retrospective statistical data to identify fires ranks

Valeriy Ya. Vilisov¹, Renat Sh. Khabibulin²✉

¹ MSTU im. N.E. Bauman (Mytishchi branch), Moscow Region, Mytishchi, Russian Federation

² The State Fire Academy of the Ministry of Russian Federation for Civil Defense, Emergencies and Elimination on Consequences of Natural Disasters, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

Introduction. Such a definition as “fire rank” is used in the practice of fire respond and elimination management for quite a long time and has several meanings, the main of which are two: to show in detail the degree of complexity of the fire based on the fire rank, to allocate an adequate number of different types of resources for its successful elimination. The chain of elements: fire — degree of complexity — necessary resources, has not yet been embodied in effective methods and regulatory documents, which gives relevance to this area of research.

Goals and objectives. The purpose of the paper is to build a technology for constructing models of fire ranks based on the use of cluster analysis. The tasks include exploratory data analysis and construction of a stochastic model of fire ranks.

Methods. The study used methods of mathematical statistics and unsupervised machine learning in the variant of cluster analysis.

Results and discussion. The possibility of determining a grid of fire ranks and the corresponding number of allocated vehicles based on processing by cluster analysis methods of a selection of retrospective data is shown. It is shown that the obtained results are very close to the norms of allocation of vehicles for fires in Moscow. The concept of stochastic fire ranks as a more informative model for resource allocation is put forward.

Conclusions. The presented results of solving the problem of identifying a grid of fire ranks using a selection of retrospective data make it possible not only to determine the amount of resources required to eliminate a particular fire, but also make it possible to build adaptive stochastic models of fire ranks that are adequate to the region, industry and other subsets of fire objects.

Keywords: fire suppression; exploratory analysis; cluster analysis; machine learning; probability distribution of vehicle application

For citation: Vilisov V.Ya., Khabibulin R.Sh. Clustering of fires at fuel and energy complex facilities using retrospective statistical data to identify fires ranks. *Pozharovzryvobezopasnost/Fire and Explosion Safety*. 2024; 33(1):83-93. DOI: 10.22227/0869-7493.2024.33.01.83-93 (rus).

✉ Renat Shamilevich Khabibulin, e-mail: kh-r@yandex.ru

Введение

При выделении ресурсов для ликвидации пожара традиционно важным является такой индикатор как ранг пожара, укрупненно определяющий как степень сложности пожара, так и потребность в ресурсах [1–3]. Есть много подходов к его оцениванию, определению, назначению [4–7], и на сегодня нельзя сказать, что вопросы практического его применения окончательно решены и не требуют дальнейших исследований, что свидетельствует об актуальности темы представленной работы. Использование ретроспективных статистических данных о пожарах может позволить выявить закономерности и построить соответствующие модели [1, 8–11], отражающие зависимости ранга пожара от регистрируемых показателей пожара. Особенностью данного исследования является то, что в базах ретроспективных данных ранг пожара не регистрируется.

Анализ публикаций [1, 2, 9, 12] показывает, что существует два подхода к выделению необходимых ресурсов на ликвидацию пожара: без использования понятия ранга пожара и с его учетом. В тех случаях, когда выделяемые ресурсы увязываются с рангом возникшего пожара, ранг определяется в соответствии с одним из двух подходов — нормативным [2], основанным на фундаментальном анализе протекающих процессов, и дескриптивным [1], основанным на анализе ретроспективных данных.

Выделение ресурсов на пожар во многом регламентировано различными правовыми актами, однако они не могут предусмотреть все встречающиеся на практике случаи. А это дает возможность диспетчеру пожарно-спасательной части выделять (или не выделять) дополнительную технику с учетом текущей ситуации в дополнение к принятому расписанию выездов. Таким образом, ресурсы, выделяемые для ликвидации текущего пожара, содержат постоянную

(базовую) составляющую, определяемую рангом и детерминированным расписанием выездов, а также случайную составляющую, обусловленную особенностями текущего пожара. Однако открытым остается вопрос, какая из этих частей пула выделенных ресурсов преобладает и насколько. Если доминирует случайная составляющая, то концепция рангов становится сомнительной. В другом случае — алгоритмизация назначения рангов пожара может служить основой для построения систем поддержки принятия решений (СППР), например, в форме рекомендательных систем [13, 14].

В рамках данного исследования предпринята попытка дать ответ на вопрос, можно ли на основании реальных, зарегистрированных в базах данных (БД), ретроспективных сведений о пожарах составить представление, соответствуют ли реальные пожары тем или иным из общепринятым градациям рангов. Или необходимы, в рамках детерминированной ранговой парадигмы, другие градации пожаров? Или детерминированная парадигма не является адекватной и необходима стохастическая ранговая модель? А может быть, проще отказаться от концепции рангов как показателя уровня сложности пожара при выделении ресурсов на его ликвидацию? В силу того, что ответы на эти вопросы требуют достаточно больших аналитических и отдельных расчетов, в данной работе представлены результаты лишь первого блока исследований — попытки кластеризации исходной выборки данных.

Данные включают сведения о пожарах на объектах топливно-энергетического комплекса (ТЭК), т.е. на объектах электроэнергетики (код 11 по классификатору приказа МЧС России № 625 от 24.12.2018 г.)¹, топливной промышленности (код 20) и угольной про-

¹ О формировании электронных баз данных учета пожаров и их последствий : Приказ МЧС России от 24 декабря 2018 г. № 625.

мышленности (код 27), за период с 2000 по 2020 г. в количестве 3231 записи. Количество полей в каждой записи — 89, структура данных и используемые классификаторы определены приказом¹. Эта группа предприятий обладает той спецификой, что возгорание даже на второстепенных объектах и сооружениях (при риске более широкого распространения пожара) может привести к существенному ущербу.

Предварительный анализ данных

В практике статистического анализа структура этапов анализа данных, с учетом реального состояния анализируемых выборок и возможностей современных программных сред и соответствующих библиотек программ (в частности, *Python*, *AnyLogic*, *Java*, *MS Excel* и др.) [13, 15], обычно включает такие укрупненные этапы, как:

- подготовка данных;
- разведочный анализ данных;
- анализ целевых показателей.

В большинстве прикладных задач, использующих инструменты анализа данных, все поля записей данных отражают значения набора признаков (входных, независимых данных) и целевых показателей, представляющих собой выходные данные (зависимые от входных).

Поскольку анализируемые выборки данных отражают исследуемые явления и/или процессы, то для выявления средствами анализа данных ранее неизвестных закономерностей и/или взаимосвязей в объектах исследования желательно выявить наиболее значимые входные и выходные переменные.

Разведочный анализ (*Exploratory Data Analysis* — *EDA*) нацелен на то, чтобы привести исходную выборку данных к виду, удобному для выявления существующих закономерностей, в частности, путем отсеивания несущественных, малозначимых входных и выходных переменных, отбрасывания неполных (с пропусками) или аномалий, т.е. явно искаженных данных, случайных выбросов и повторов. Обоснованное отбрасывание части входных переменных приводит к такому важному эффекту, как снижение размерности моделей, отражающих взаимосвязи целевых показателей с признаками.

Ретроспективные данные о пожарах, в соответствии с нормативами¹, распределены по группам:

1. Общие сведения.
2. Объект пожара.
3. Последствия пожара.
4. Спасено на пожаре.
5. Развитие и тушение пожара.
6. Силы и средства пожаротушения.
7. Сведения о погибших и травмированных.

Отбраковка записей по причинам выхода параметров за границы нормативных или физически обу-

словленных диапазонов привела к тому, что из общего объема в 3231 запись о пожарах для анализа оставлено 2639 (отбраковано свыше 18 %) для того случая, когда при анализе необходимы значения *всех* полей записи. В тех случаях, когда нужен узкий набор полей, может быть использован и полный (исходный) объем выборки.

Задача оценивания рангов по ретроспективным статистическим данным о пожарах, на взгляд авторов, может быть решена по одной лишь подгруппе ресурсов (здесь — автотехники) из группы 6 (силы и средства пожаротушения), выделяемых на ликвидацию пожаров.

Выполнив основные элементы разведочного анализа (отбраковку) на всем множестве полей, рассмотрим возможность сокращения размерности целевых полей — выделяемой автотехники (по приказу¹ в БД включаются 71 вид автотехники). Для этого за основу возьмем приказ МЧС России по г. Москве² о количественном обеспечении рангов пожаров (табл. 1).

В анализируемой выборке последний тип табл. 1 (код 61) не встречается, поэтому в дальнейшем анализе рассмотрены лишь первые 10 типов автомобилей.

В табл. 2 приведено отличное от нуля количество автомобилей по типам, привлекаемых для ликвидации пожаров.

В строках «Код» выделены полужирным курсивом те коды автотехники, которые входят в состав 10 типов табл. 1. Как видно из табл. 2, не все из них соответствуют максимальному количеству единиц привлекаемой автотехники, но именно они выбраны для исследования, чтобы получаемые результаты кластеризации можно было сравнивать с вариантом назначения рангов по г. Москве, представленным в табл. 1.

Следует отметить, что далеко не все виды автотехники, выделявшиеся для ликвидации пожаров и приведенные в табл. 2, обозначены в табл. 1. Поэтому поясним недостающие виды автотехники, имеющие следующие коды: 29 — штабной автомобиль; 32 — другие непригодные для тушения машины и оборудование; 31 — приспособленная и переоборудованная для тушения техника; 14 — автомобиль насосно-рукавный; 33 — рукавный автомобиль; 24 — коленчатый автоподъемник; 34 — пожарная автолаборатория; 30 — мотопомпа; 26 — автомобиль дымоудаления; 16 — автомобиль порошкового тушения; 47 — аварийно-спасательное оборудование; 20 — пожарный поезд; 18 — пожарный аэродромный автомобиль; 25 — автомобиль

² О введении в действие Расписания выезда подразделений пожарной охраны, территориального пожарно-спасательного гарнизона города Москвы для тушения пожаров и проведения аварийно-спасательных работ : Приказ от 18.09.2017 г. № 559 : ГУ Министерства РФ по делам ГО, ЧС и ликвидации последствий стихийных бедствий по г. Москве.

Таблица 1. Количество пожарной автотехники, выделяемой для ликвидации пожаров по Москве, в зависимости от ранга пожара

Table 1. The number of fire fighting vehicles allocated to extinguish fires in Moscow, depending on the fire ranks

Код Code	Наименование Name	Ранг пожара Fire rank					
		1	1-бис 1-bis	2	3	4	5
11	Автоцистерна Tank truck	2	4	9	14	19	24
23	Автолестница Ladder truck	0	1	2	3	3	3
27	Автомобиль газодымозащитной службы Gas and smoke protection vehicle	0	1	2	3	3	3
15	Пожарный автомобиль пенного тушения Foam extinguishing fire truck	0	0	1	1	1	1
43	Аварийно-спасательный автомобиль Emergency rescue vehicle	0	0	2	2	2	2
12	Автонасос Car pump	0	0	2	4	6	8
45	Автомобиль медицинской службы (первой помощи) Medical service vehicle (first aid)	0	0	1	1	1	1
28	Автомобиль связи и освещения Vehicle communication and lighting	0	0	1	1	1	1
51	Автомобиль базы газодымозащитной службы Gas and smoke protection service base vehicle	0	0	1	1	1	1
78	Автомобиль тыла (оперативно-спасательный) Rear support vehicle (operational rescue vehicle)	0	0	0	1	1	1
61	Автомобиль пожарной многоцелевой Multi-purpose firefighter vehicle	0	0	1	1	1	1
Всего: / Total:		2	6	22	32	39	46

Таблица 2. Количество единиц автотехники, привлеченной для ликвидации пожаров на объектах топливно-энергетического комплекса за период 2000–2020 гг.

Table 2. Quantity of vehicles used to extinguish fires at fuel and energy complex facilities for the period 2000–2020

Номер п/п Number p/p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Код Code	11	29	23	32	27	31	14	15	43	33	12	24	45	28	34	30	26	51
Количество Quantity	7650	499	347	102	81	80	62	52	49	46	42	39	28	27	15	15	12	10
Номер п/п Number p/p	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
Код Code	16	47	20	18	25	13	42	58	50	49	38	46	17	35	44	78	22	39
Количество Quantity	9	9	6	5	5	5	4	3	3	2	2	2	1	1	1	1	1	1

технической службы; 13 — прицепная насосная станция; 42 — трактор; 58 — пожарно-спасательный автомобиль; 50 — автомобиль с насосом высокого давления; 49 — автоцистерна с лестницей; 38 — водозащитный автомобиль; 46 — спасательные устройства; 17 — автомобиль комбинированного тушения; 35 — автомобиль газового тушения; 44 — пеноподъемник; 22 — пожарный вертолет; 39 — пожарный дымосос.

Кластерный анализ статистических данных о пожарах

Как отмечалось выше, БД содержат лишь фактические данные о пожарах и процессах их ликвидации, в них нет сведений о рангах пожаров. Ранги используются в практике управления реагированием и ликвидацией пожаров как индикаторы для выделения необходимых ресурсов [1–3, 16, 17]. Представленный здесь ретроспективный анализ направлен на то, чтобы показать: можно ли по имеющимся данным говорить о том, что выделявшиеся ресурсы соответствовали некоторым градациям сложности пожаров (а значит и градациям выделенных ресурсов); сколько таких градаций; соответствуют ли эти градации ныне существующим градациям рангов.

Поскольку в каждой записи БД анализируются лишь 10 переменных (10 типов из табл. 1), вся выборка с полным количеством значений полей, составляющая после предварительного отбора 2639 записей, может быть сокращена (за счет удаления дублирующих значений 10 оставшихся полей записей) до 117 уникальных записей (точек в 10-мерном пространстве признаков). Эта короткая выборка и является исходным «сырьем» для дальнейшего кластерного анализа выявления рангов.

Основные задачи кластерного анализа [5, 18, 19] состоят в поиске центров кластеров — центроидов (их координат в пространстве признаков) и в разметке точек выборки [20] путем отнесения их к тому или иному кластеру по критерию минимального расстояния до центроидов.

Формализованное представление задачи кластеризации заключается в следующем [18]. Дано множество объектов ($j = \overline{1, n}$), каждый из которых представлен точкой (вектором) в пространстве признаков:

$$\bar{x}^j = [x_1^j \quad x_2^j \quad \dots \quad x_m^j]^T,$$

где x_i^j — значение i -го признака для j -го объекта; T — символ транспонирования. Найму множество Y примерно однородных групп $y_k \in Y$, по которым распределены объекты \bar{x}^j . В результате кластеризации каждый объект исходного множества получит свой индекс привязки к соот-

ветствующему кластеру — \bar{x}_k^j . То есть алгоритм кластеризации каждому номеру объекта ставит в соответствие номер кластера: $j \rightarrow k$.

На практике часто используют метод K -средних, в котором критерием является минимизация суммарного евклидова расстояния до центров всех кластеров:

$$V(S_k) = \sum_{k=1}^K \sum_{\bar{x}^j \in S_k} \sum_{i=1}^m (x_i^j - \bar{\mu}_i^k)^2, \quad (1)$$

где $\bar{\mu}^k = [\mu_1^k \quad \mu_2^k \quad \dots \quad \mu_m^k]^T$ — точка — центр k -го кластера на текущем шаге кластеризации; S_k — множество, состоящее из векторов \bar{x}^j , принадлежащих k -му кластеру на текущем шаге кластеризации.

Метод K -средних обычно реализуется в виде следующих шагов [18]:

- шаг 1. Каждая точка исходной выборки приписывается одному из K кластеров (т.е. формируются начальные подмножества S_k);
- шаг 2. Вычисляется центр каждого кластера (векторы $\bar{\mu}^k$) как среднее арифметическое всех точек, входящих в этот кластер (по каждой из координат);
- шаг 3. Вычисляется значение целевого показателя $V(S_k)$ по формуле (1);
- шаг 4. Для каждой точки выборки вычисляется расстояние до центра каждого кластера. Точки приписываются к тем кластерам, расстояние до которых минимально. При этом может измениться состав подмножеств S_k , а значит и расположение центров кластеров $\bar{\mu}^k$;
- шаг 5. Для текущих S_k и $\bar{\mu}^k$ вычисляется значение целевого показателя $V(S_k)$, и если оно меньше предыдущего более чем некоторый заданный порог точности, то процесс кластеризации прекращается, иначе — перейти к шагу 4.

В методе K -средних количество искомым кластеров должно быть задано априори. Это можно сделать предварительным проведением иерархической кластеризации, в ходе которой и определить желательное количество кластеров, либо можно воспользоваться «методом локтя» [21–23], согласно которому необходимо провести кластеризацию методом K -средних для ряда количества кластеров, а затем в качестве оптимального количества выбрать такое, которое обеспечивает максимальный прирост меры среднего расстояния до центроидов.

Выполненный средствами библиотеки машинного обучения *SciKit-Learn* (на языке программирования *Python*) кластерный анализ методом K -средних для шести кластеров (соответствующих рангам 1, 1-бис, 2, 3, 4, 5) позволил вычислить центроиды с координатами, приведенными в табл. 3.

Таблица 3. Координаты центров шести кластеров, соответствующих рангам пожаров
Table 3. Coordinates of the centers of six clusters corresponding to the fire ranks

Кластер Cluster	Ранг Rank	Автомобили (коды) / Cars (codes)									
		11	23	27	15	43	12	45	28	51	78
4	1	2,091	0,364	0,273	0,091	0,182	0,136	0,091	0	0,182	0
0	1-бис 1-bis	4,968	0,548	0,226	0,290	0,258	0,129	0,065	0,065	0,032	0
5	2	8,154	1,308	0,359	0,051	0,154	0,231	0,231	0	0,103	0,026
3	3	9,200	0,400	0	2,400	0,800	0	0	0	0,200	0
2	4	12,632	1,211	0,211	0,105	0,263	0,368	0	0,053	0,053	0
1	5	20	8	4	0	0	0	0	0	0	0

Следует отметить, что координаты центроидов измеряются в единицах количества автотехники, но в табл. 3 почти все значения дробные, что делает эту таблицу, в отличие от табл. 1, не пригодной для традиционных процедур выделения автотехники по номеру ранга. Округление, выполненное в большую сторону, приводит градации рангов к виду, приведенному в табл. 4 и на рис. 1 (в координатах код 11 — код 23). Здесь округление в большую сторону выполнено в рамках следующей логики: если существует даже незначительная потребность (любые дробные значения координаты) в автотехнике данного вида, то это свидетельствует о ее необходимости для ликвидации пожара. *Такую интерпретацию можно считать одним из вариантов принципа гарантированного результата, используемого в случаях описания системы игровой моделью* (антагонистическими или играми с природой).

На рис. 1 отображены и центроиды, соответствующие рангам пожаров по г. Москве (см. табл. 1)

в координатах типов автотехники с кодами 11 и 23. Следует отметить, что для первых трех рангов центроиды, вычисленные для кластеров и определенные приказом по г. Москве², очень близки или совпадают, не выходя за границы кластеров. Остальные три отличаются, но имеют одинаковые тенденции к росту по мере роста номера ранга пожара. Эти отличия можно, видимо, объяснить существенно меньшим объемом ретроспективных статистических данных о пожарах с высокими рангами. Для меньших рангов объем статистики в БД существенно больший, что, очевидно, и приводит к большему совпадению результатов кластерного анализа и градаций рангов по г. Москве.

Поскольку в ретроспективных данных отсутствуют сведения о рангах, в исследовании были выполнены взаимные парные сравнения распределений вероятностей по рангам пожаров (по соответствующим им кластерам). В качестве первого (базового) было принято распределение рангов пожаров

Таблица 4. Координаты центров шести кластеров, соответствующих рангам пожаров, округленные в большую сторону
Table 4. Coordinates of the centers of six clusters corresponding to the fire ranks, rounded up

Кластер / Cluster	Ранг Rank	Автомобили (коды) / Cars (codes)									
		11	23	27	15	43	12	45	28	51	78
4	1	3	1	1	1	1	1	1	0	1	0
0	1-бис 1-bis	5	1	1	1	1	1	1	1	1	0
5	2	9	2	1	1	1	1	1	0	1	1
3	3	10	1	0	3	1	0	0	0	1	0
2	4	13	2	1	1	1	1	0	1	1	0
1	5	20	8	4	0	0	0	0	0	0	0

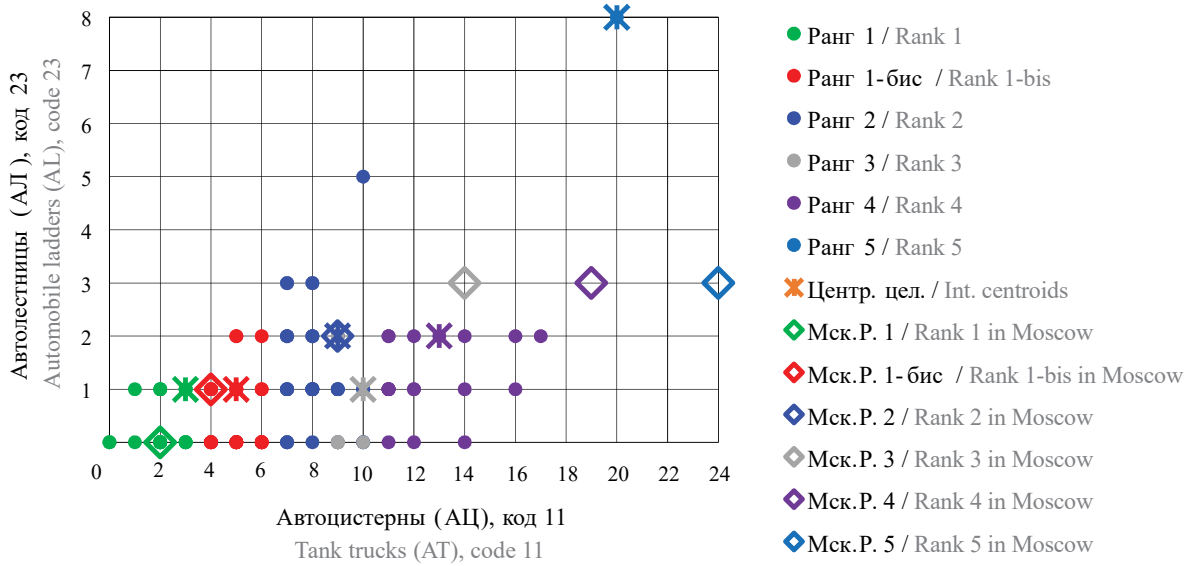


Рис. 1. Кластеры рангов пожаров и их центры, а также ранги по г. Москве в координатах «Автоцистерны – Автолестницы»
Fig. 1. Clusters of fire ranks and their centroids, as well as ranks in Moscow in the coordinates “Tank trucks – Ladder trucks”

в анализируемой выборке (рис. 2, а) при условии, что выделенная автотехника соответствовала рангам приказа² (по метрике расстояния от точки количества автотехники, выделенной на текущий пожар, до аналогичной точки по рангам табл. 1).

Диаграммы вероятностей распределения пожаров по рангам, соответствующим координатам центров кластеров, приведены на рис. 2, b; 2, c; 2, d (где 1' — это ранг 1-бис), причем, на рис. 2, b — для неокругленных координат центров, на рис. 2, c — для округленных (целочисленных), на рис. 2, d — для округленных в большую сторону.

Вычисление расстояний в шестимерном (по числу рангов) пространстве вероятностей между распределением на рис. 2, а и каждым из трех других дали следующие результаты: 0,054; 0,054; 0,133. Это значит, что использование для анализа и управления таблицы дробных значений рангов (см. табл. 1) и таблицы цело-

численных рангов, полученных обычным округлением до целых значений, эквивалентно.

Таким образом, применение кластерного анализа для идентификации рангов пожаров (в рамках шестиуровневой общепринятой сетки) на основании ретроспективных данных о количестве выделенной автотехники приводит к достаточно адекватным результатам.

Стохастическая модель рангов

Следует отметить, что центры кластеров являются детерминированной моделью рангов, как и представленные в Приказе² (табл. 1). В реальной практике к детерминированному расписанию выездов обычно лицами, принимающими решения, добавляются дополнительные единицы и/или виды техники, в некоторых случаях количества могут и уменьшаться. Кроме того, предполагается,

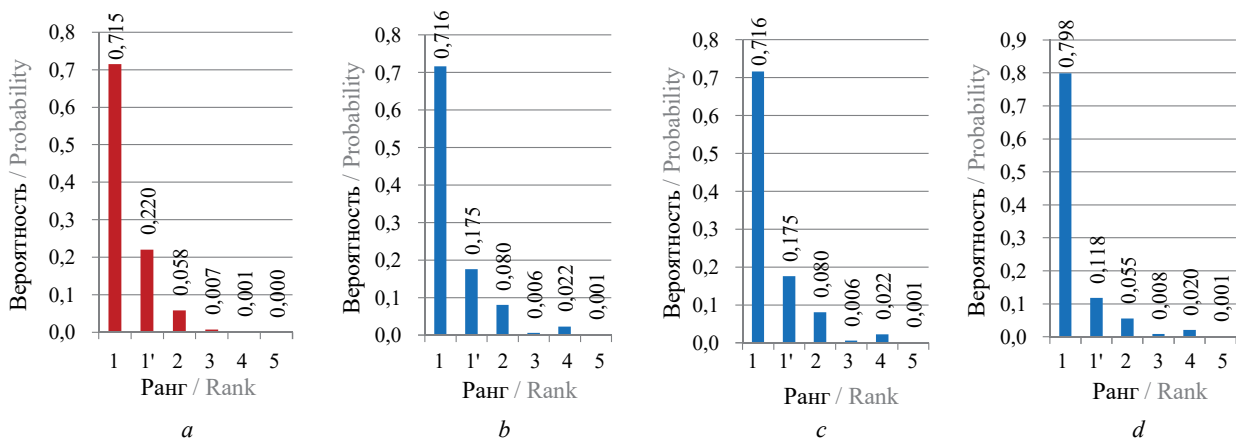


Рис. 2. Распределения вероятностей рангов пожара по выборке
Fig. 2. Probability distributions of the fire ranks according to the selection

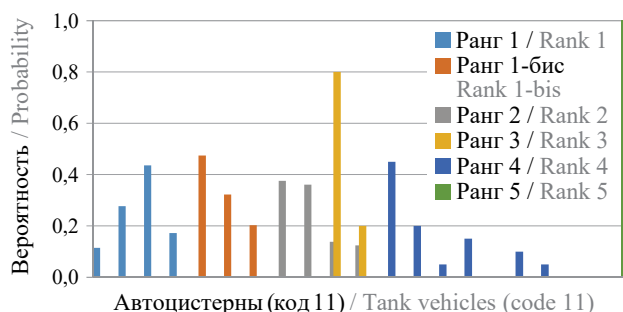


Рис. 3. Гистограммы количества автоцистерн по рангам пожара

Fig. 3. Histograms of the number of tank trucks by the fire ranks

что автотехника, предусмотренная нормативными документами для выезда по разным рангам пожара, имеет полный боевой расчет. Однако часто в действительности боевой расчет составляет 2–3 человека вместо 6, что приводит к необходимости вызова дополнительной автотехники в целях обеспечения требуемой численности личного состава на месте пожара. Таким образом, реальные ранги фактически являются стохастическими объектами, где данные, представленные в расписании выездов, являются, очевидно, средними значениями распределения вероятностей привлечения того или иного количества видов автотехники. С привлечением инструментов кластерного анализа каждый кластер можно считать образом того или иного ранга. Кластер отражает распределение ресурсов, представленное частными распределениями отдельных видов автотехники, как координатами точек кластера в пространстве признаков. Таким образом, при стохастической модели рангов расписание выездов также будет стохастическим, представленным не единственной таблицей (типа табл. 1), а совокупностью таблиц, в простейшем случае — двумя таблицами, где первая — таблица средних значений необходимого количества автотехники по рангам (аналогична табл. 1), а вторая — таблица дисперсий распределения количества автотехники по рангам (при условии аппроксимации распределений одним из законов распределения вероятностей). На рис. 3 приведены в качестве примера гистограммы распределения автоцистерн (код 11, первая из координат точек кластеров), построенные по данным о кластерах, соответствующих своим рангам.

Аналогичные гистограммы (и соответствующие им аналитические аппроксимации) могут быть построены по всем 10 признакам (видам автотехники).

Алгоритмы использования стохастических моделей рангов в практике управления реагированием и ликвидацией пожаров выходят за рамки ограниченного объема данной публикации и будут представлены в следующих работах.

Выводы

Исследование, результаты которого частично представлены в данной работе, показало, что использование инструментов кластерного анализа, как обучение без учителя, на основе выборки ретроспективных статистических данных, позволяет выявить группы пожаров, отождествимых с рангами пожаров.

Предложена концепция стохастических рангов пожаров и механизм их построения на основе использования методов кластерного анализа ретроспективных статистических данных о пожарах. Достоинствами такой модели рангов являются:

- ее большая информативность за счет того, что ранг представлен не точкой в пространстве признаков, а распределением вероятностей, что позволяет этот инструмент использовать более эффективно, например, используя в расписании выездов не средние значения распределений, а квантильные оценки, соответствующие требуемому гарантированному уровню доверительной вероятности;
- для обеспечения большей адекватности стохастической модели рангов пожаров линейка рангов должна строиться гибко: по подвыборке (из общей БД) статистических данных региона, отрасли и степени необходимой детализации (локальной сетки рангов);
- для обеспечения актуальности стохастической модели рангов пожаров она должна регулярно обновляться по мере роста базы ретроспективных данных.

Предложенный подход к назначению рангов пожаров дает аргументированную методологическую основу для формирования нормативных документов о рангах пожаров и соответствующих алгоритмов для компьютерных систем поддержки принятия решений.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Методы, модели и алгоритмы в системах безопасности: машинное обучение, робототехника, страхование, риски, контроль. М. : РИОР, 2021. 475 с. DOI: 10.29039/02072-2
2. Топольский Н.Г., Прус Ю.В., Климовцов В.М. Определение ранга пожара на объекте по диаграммам состояния // Системы безопасности. СБ-2004 : мат. 13-й межд. конф. М. : Академия ГПС МЧС России, 2004. С. 297–299.

3. Топольский Н.Г., Бутузов С.Ю., Вилисов В.Я. Информационно-аналитические модели поддержки управления при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций. М. : АГПС МЧС России, 2021. 216 с.
4. Вилисов В.Я., Хабибуллин Р.Ш. Применение методов планирования эксперимента в экспертных процедурах для машинного обучения модели распределения ресурсов при ликвидации пожара // Технологии техносферной безопасности. 2023. Вып. 1 (99). С. 44–63. DOI: 10.25257/TTS.2023.1.99.44-63
5. Хабибуллин Р.Ш. Кластерный анализ в области предупреждения и ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций // Технологии техносферной безопасности. 2022. Вып. 3 (97). С. 202–214. DOI: 10.25257/TTS.2022.3.97.202-214
6. Вилисов В.Я., Хабибуллин Р.Ш. Статистический анализ и моделирование данных о ликвидации пожаров на топливно-энергетических предприятиях // Пожары и чрезвычайные ситуации: предупреждение, ликвидация. 2023. № 3. С. 63–74. DOI: 10.25257/FE.2023.3.63-74
7. Stroh R., Bect J., Demeyer S., Fischer N., Vazquez E. Gaussian process modeling for stochastic multi-fidelity simulators, with application to fire safety. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1605.02561
8. Lee H.-R., Lee T. Multi-agent reinforcement learning algorithm to solve a partially-observable multi-agent problem in disaster response // European Journal of Operational Research. 2021. Vol. 291. Issue 1. P. 296–308. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.09.018
9. Бедило М.В., Бутузов С.Ю., Прус Ю.В., Рыженко А.А., Чурсин Р.Г. Модель адаптивного управления оперативными службами РСЧС в чрезвычайных ситуациях межрегионального и федерального уровня // Технологии техносферной безопасности. 2017. № 1 (71). URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2017-3/44-01-17.ttb.pdf>
10. Hamke E.E., Jordan R., Ramon-Martinez M. Breath Activity Detection Algorithm. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1602.07767
11. Zhang X., Mahadevan S. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction and safety assessment // Decision Support Systems. 2020. Vol. 131. DOI: 10.1016/j.dss.2020.113246
12. Власов К.С., Порошин А.А. Исследование региональных особенностей параметров крупных пожаров // Технологии техносферной безопасности. 2022. Вып. 2 (96). С. 82–91. DOI: 10.25257/TTS.2022.2.96.82-91
13. Николенко С., Кадуриин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб. : Питер, 2018. 480 с.
14. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М. : Изд. Вильямс, 2006. 1104 с.
15. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V. et al. SciKit-Learn. Machine learning in Python // Journal of Machine Learning Research. 2011. No. 12. Pp. 2825–2830.
16. Fertier A., Barthe-Delanoë A.-M., Montarnal A., Truptil S., Bénaben F. A new emergency decision support system: the automatic interpretation and contextualisation of events to model a crisis situation in real-time // Decision Support Systems. 2020. Vol. 133. DOI: 10.1016/j.dss.2020.113260
17. Cavdur F., Sebatli A. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities // Decision Support Systems. 2019. Vol. 127. DOI: 10.1016/j.dss.2019.113145
18. Дюрин Б., Оделл М. Кластерный анализ. М. : Статистика, 1977. 127 с.
19. Пранов Б.М. Вопросы применения кластерного анализа в пожарной статистике // Технологии техносферной безопасности. 2021. Вып. 4 (94). С. 117–124. DOI: 10.25257/TTS.2021.4.94.117-124
20. Пожары и пожарная безопасность в 2019 году // Статистика пожаров и их последствий : стат. сб. / под общ. ред. Д.М. Гордиенко. М. : ВНИИПО МЧС России, 2020. 80 с.
21. Zhang T., Wang Z., Wong H.Y., Tam W.Ch., Huang X., Xiao F. Real-time forecast of compartment fire and flashover based on deep learning // Fire Safety Journal. 2022. Vol. 130. P. 103579. DOI: 10.1016/j.firesaf.2022.103579
22. Nguyen H.T., Abu-Zidan Y., Zhang G., Nguyen K.T.Q. Machine learning-based surrogate model for calibrating fire source properties in FDS models of facade fire tests // Fire Safety Journal. 2022. Vol. 130. P. 103591. DOI: 10.1016/j.firesaf.2022.103591
23. Gulyamova G.M. et al. About methods of decrease in fire hazard at gas stations // International Academy Journal Web of Scholar. 2019. Vol. 1. Issue 1 (31). Pp. 8–10. DOI: 10.31435/rsglobal_wos/31012019/6306

REFERENCES

1. Topolskiy N.G., Vilisov V.Ya. *Methods, models and algorithms in security systems: machine learning, robotics, insurance, risks, control*. Moscow, RIOR Publ., 2021; 475. DOI: 10.29039/02072-2 (rus).
2. Topolskiy N.G., Prus Yu.V., Klimovtsov V.M. Determining the rank of fire at a facility using state diagrams. *Materials of the 13th international conference "Security Systems" SB-2004*. Moscow, State Fire Service Academy EMERCOM of Russia, 2004; 297-299. (rus).

3. Topolskiy N.G., Butuzov S.Yu., Vilisov V.Ya. *Information and analytical models of management support in the elimination of fires and emergencies*. Moscow, State Fire Service Academy EMERCOM of Russia, 2021; 216. (rus).
4. Vilisov V.Ya., Khabibulin R.Sh. Application of experimental planning methods in expert procedures for machine learning of a resource distribution model during fire extinguishing. *Technology of Technosphere Safety*. 2023; 1(99):44-63. DOI: 10.25257/TTS.2023.1.99.44-63 (rus).
5. Khabibulin R.Sh. Cluster analysis in the field of prevention and response to fires and emergencies. *Technology of Technosphere Safety*, 2022; 3(97):202-214. DOI: 10.25257/TTS.2022.3.97.202-214 (rus).
6. Vilisov V.Ya., Khabibulin R.Sh. Statistical analysis and modeling data on eliminating fires at fuel and energy enterprises. *Fire and emergencies: prevention, elimination*. 2023; 3:63-74. DOI: 10.25257/FE.2023.3.63-74 (rus).
7. Stroh R., Bect J., Demeyer S., Fischer N., Vazquez E. *Gaussian process modeling for stochastic multi-fidelity simulators, with application to fire safety*. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1605.02561
8. Lee H.-R., Lee T. Multi-agent reinforcement learning algorithm to solve a partially-observable multi-agent problem in disaster response. *European Journal of Operational Research*. 2021; 291(1):296-308. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.09.018
9. Bedilo M.V., Butuzov S.Yu., Prus Yu.V., Ryzhenko A.A., Chursin R.G. Model of adaptive management of emergency services of the RSChS in emergency situations at the interregional and federal levels. *Technology of Technosphere Safety*. 2017; 1(71). URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2017-3/44-01-17.ttb.pdf> (rus).
10. Hamke E.E., Jordan R., Ramon-Martinez M. *Breath activity detection algorithm*. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1602.07767
11. Zhang X., Mahadevan S. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction and safety assessment. *Decision Support Systems*. 2020; 131. DOI: 10.1016/j.dss.2020.11324612.
12. Vlasov K.S., Poroshin A.A. Study of regional characteristics of the parameters of large fires. *Technology of Technosphere Safety*. 2022; 2(96):82-91. DOI: 10.25257/TTS.2022.2.96.82-91 (rus).
13. Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangelskaya E. Deep learning. *Dive into the world of neural networks*. St. Petersburg, Piter publ., 2018; 480. (rus).
14. Khaykin S. *Neural networks: a complete course*. Moscow, Williams Publ., 2006; 1104. (rus).
15. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V. et al. SciKit-Learn. Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2011; 12:2825-2830.
16. Fertier A., Barthe-Delanoë A.-M., Montarnal A., Truptil S., Bénaben F. A new emergency decision support system: the automatic interpretation and contextualisation of events to model a crisis situation in real-time. *Decision Support Systems*. 2020; 133. DOI: 10.1016/j.dss.2020.113260
17. Cavdur F., Sebatli A. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities. *Decision Support Systems*. 2019; 127. DOI: 10.1016/j.dss.2019.113145
18. Dyuran B., Odell P. *Cluster analysis*. Moscow, Statistics Publ., 1977; 127. (rus).
19. Pranov B.M. Issues of application of cluster analysis in fire statistics. *Technology of Technosphere Safety*. 2021; 4(94):117-124. DOI: 10.25257/TTS.2021.4.94.117-124 (rus).
20. Fires and fire safety in 2019. *Statistics of fires and their consequences : statistical collection*. D.M. Gordienko (rus. ed.). Moscow, VNIPO MChS Rossii, 2020; 80. (rus).
21. Zhang T., Wang Z., Wong H.Y., Tam W.Ch., Huang X., Xiao F. Real-time forecast of compartment fire and flashover based on deep learning. *Fire Safety Journal*. 2022; 130:103579. DOI: 10.1016/j.firesaf.2022.103579
22. Nguyen H.T., Abu-Zidan Y., Zhang G., Nguyen K.T.Q. Machine learning-based surrogate model for calibrating fire source properties in FDS models of facade fire tests. *Fire Safety Journal*. 2022; 130:103591. DOI: 10.1016/j.firesaf.2022.103591
23. Gulyamova G.M. About methods of decrease in fire hazard at gas stations. *International Academy Journal Web of Scholar*. 2019; 1(1):8-10. DOI: 10.31435/rsglobal_wos/31012019/6306

Поступила 06.11.2023, после доработки 30.11.2023;

принята к публикации 12.12.2023

Received November 6, 2023; Received in revised form November 30, 2023;

Accepted December 12, 2023

Информация об авторах

ВИЛИСОВ Валерий Яковлевич, д-р техн. наук, д-р эконом. наук, профессор кафедры прикладной математики, информатики и вычислительной техники, МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), Россия, 141005, Московская обл., г. Мытищи, ул. 1-я Институтская, 1; РИНЦ ID: 521423; Scopus AuthorID: 57205441277; ResearcherID: P-1650-2019; ORCID: 0000-0002-2612-8593; e-mail: vvib@yandex.ru

ХАБИБУЛИН Ренат Шамильевич, канд. техн. наук, доцент, начальник учебно-научного комплекса автоматизированных систем и информационных технологий, Академия Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий, Россия, 129366, г. Москва, ул. Бориса Галушкина, 4; РИНЦ ID: 637284; Scopus Author ID: 6506192400; ResearcherID: A-4261-2016; ORCID: 0000-0003-1816-1665; e-mail: kh-r@yandex.ru

Вклад авторов: *все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.*
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Information about the authors

Valeriy Ya. VILISOV, Dr. Sci. (Eng.), Dr. Sci. (Econom.), Professor of Department of Applied Mathematics, Informatics and Computer Technology, MSTU im. N.E. Bauman (Mytishchi branch), 1st Institutskaya St., 1, Moscow Region, Mytishchi, 141005, Russian Federation; ID RSCI: 521423; Scopus AuthorID: 57205441277; ResearcherID: P-1650-2019; ORCID: 0000-0002-2612-8593; e-mail: vvib@yandex.ru, vvib@yandex.ru

Renat Sh. KHABIBULIN, Cand. Sci. (Eng.), Docent, Head of Educational and Scientific Complex of Automated Systems and Information Technologies, the State Fire Academy of the Ministry of Russian Federation for Civil Defense, Emergencies and Elimination on Consequences of Natural Disasters, Borisa Galushkina St., 4, Moscow, 129366, Russian Federation; ID RSCI: 637284; Scopus Author ID: 6506192400; ResearcherID: A-4261-2016; ORCID: 0000-0003-1816-1665; e-mail: kh-r@yandex.ru

Contribution of the authors: *the authors contributed equally to this article.*
The authors declare no conflicts of interests.