

УДК 614.849

Определение интенсивности теплового излучения пожара пролива ЛВЖ нефтегазового комплекса с учётом спрогнозированных пожароопасных показателей веществ

Д.С. Королев¹, к.т.н.; А.Н. Батуро², к.т.н.

¹ФГБОУ ВО Воронежский государственный технический университет

²ФГБОУ ВО Сибирская пожарно-спасательная академия ГПС МЧС России

Аннотация:

Технологии искусственного интеллекта активно внедряются в различные отрасли промышленности страны, в том числе в область пожарной безопасности нефтегазовых комплексов. На сегодняшний день существует более 110 миллионов синтезированных веществ, а их пожароопасные свойства изучены частично и лишь для нескольких тысяч соединений. Это создает сложности при расчете интенсивности теплового излучения потока для пожара пролива предельных кетонов. Для решения проблемы применили способ прогнозирования пожароопасных свойств продуктов нефтепереработки на основе молекулярных дескрипторов и искусственных нейронных сетей. Были спрогнозированы удельная массовая скорость выгорания и среднеповерхностная плотность теплового излучения пламени для выборки веществ, проведен сравнительный анализ. Определена относительная погрешность, не превышающая 5 %. Таким образом, применяя цифровой подход в решении проблемы отсутствия сведений о свойствах веществ, расширили существующую базу данных, которую возможно использовать при разработке системы обеспечения пожарной безопасности.

Ключевые слова: пожарная безопасность, молекулярные дескрипторы, искусственные нейронные сети, превентивные мероприятия, тепловое излучение.

Determination of the intensity of thermal radiation of the fire straw of the lv strain of the oil and gas complex taking into account the forecasted fire-fighting indicators of substances

D.S. Korolev¹, Ph.D. of Engineering Sciences; A.N. Batur², Ph.D. of Engineering Sciences

¹Voronezh state technical university (high school)

²Siberian Fire and Rescue Academy of Firefighting Service of EMERCOM of Russia

Abstract:

Artificial intelligence technologies are actively introduced in various industries of the country, including in the field of fire safety of oil and gas complexes. Today, there are more than 110 million synthesized substances, and their fire hazard properties have been partially studied and only for a few thousand compounds. This creates difficulties in calculating the intensity of the thermal radiation of the flow for fire strait limit ketones. To solve the problem, we applied a method for predicting the fire hazard properties of oil products based on molecular descriptors and artificial neural networks. The specific mass burnup rate and the average surface density of the thermal radiation of the flame for a sample of substances were predicted, a comparative analysis was carried out. The relative error is determined, not exceeding 5%. Thus, using a digital approach to solving the problem of the lack of information on the properties of substances, we have expanded the existing database, which can be used to develop a fire safety system.

Key words: fire safety, molecular descriptors, artificial neural networks, preventive measures, thermal radiation.

Технологии искусственного интеллекта активно внедряются в различные отрасли промышленности страны. Однако, в области обеспечения пожарной безопасности, в частности нефтегазовой, все еще находится на начальном уровне. Те немногие крупные компании, действующие на территории Российской Федерации, предпочитают устаревшие методы управления пожарной безопасностью или технологическим процессом и не готовы к технологиям, основанным на анализе данных и полностью автоматическом принятии решений.

Предприятия, решившиеся на такой шаг, заявляют о реальной эффективности от внедрения. Так, благодаря новым техническим достижениям, включая роботизацию, искусственный интеллект, новые пожароопасные материалы и технологии, производство в развитых странах становится основным источником процветания и создания новых рабочих мест, поскольку происходит минимизация угрозы жизни и здоровья людям.

Статистические данные свидетельствуют, что аварийные ситуации в нефтегазовой отрасли за период 2015-2019 гг. в 95 % случаев были связаны с взрывами различных продуктов нефтепереработки (более 50 % - емкостные аварийные ситуации, около 45 % - аварии в зданиях, сооружениях и на наружных установках) [1].

При аварийных ситуациях на взрывопожароопасных объектах нефтегазовой отрасли опасными последствиями являются:

- токсическое воздействие на обслуживающий персонал;
- тепловое излучение;
- барическое воздействие взрывной волны;
- воздействие осколочного поля на персонал и инфраструктуру.

При возникновении аварийной ситуации, в результате которой происходит частичная или полная разгерметизация технологического оборудования, в окружающую среду поступают кислородсодержащие предельные углеводороды (предельные альдегиды, предельные кетоны) в том числе и другие токсичные вещества, концентрация которых превышает нормативный показатель в несколько раз.

Стоит отметить, что на сегодняшний день известно свыше 110 миллионов синтезированных органических соединений, а их пожароопасные свойства изучены частично и лишь для нескольких тысяч соединений. Некоторые кислородсодержащие соединения являются достаточно агрессивными и нестабильными, особенно в условиях транспортировки. Поэтому их пожароопасные показатели могут меняться со временем, а, следовательно, процесс обеспечения пожарной и промышленной безопасности должен быть гибким и своевременным [2].

Таким образом, необходимость развития применения нового конкурентного подхода в определении пожароопасных показателей кислородсодержащих органических соединений на основе искусственных нейронных сетей и молекулярных дескрипторов с целью разработки превентивных мероприятий по обеспечению пожарной безопасности не вызывает сомнений. Это обусловлено необходимостью решения практических задач, выполнение которых невозможно или не имеет смысла из-за отсутствия сведений о физико-химических свойствах вещества [3].

В качестве расчетного варианта рассмотрим ситуацию, в которой произошла разгерметизация железнодорожной цистерны при доставке (сливе) предельных кетонов на железнодорожной сливноналивной эстакаде. При этом, площадь пролива составит 937 м², а одним из превентивных мероприятий будет являться безопасное расстояние. Оно позволит минимизировать воздействие теплового излучения пожара пролива [4].

Инженерный расчёт интенсивности теплового излучения q , кВт·м⁻², для пожара пролива жидкости находится по формуле (1):

$$q = E_f \cdot F_q \cdot t \quad (1)$$

E_f – среднеповерхностная плотность теплового излучения пламени, кВт·м⁻² (80 кВт·м⁻² для нефтепродуктов), принимается на основе имеющихся экспериментальных данных (табл. 1);

F_q – угловой коэффициент облученности;

t – коэффициент пропускания атмосферы.

Таблица 1. Справочные данные для ряда пожароопасных веществ

Топливо	Среднеповерхностная плотность теплового излучения пламени					Удельная массовая скорость выгорания, м кг/(м ² с)
	E _f , кВт·м ⁻² , при d, м					
	10	20	30	40	50	
СПГ (метан)	220	180	150	130	120	0,08
СУГ (пропан - бутан)	80	63	50	43	40	0,1
Бензин	60	47	35	28	25	0,06
Дизельное топливо	40	32	25	21	18	0,04
Нефть	25	19	15	12	10	0,04

Эффективный диаметр пролива d, м, находим по формуле (2):

$$d = \sqrt{\frac{4 \cdot F}{\pi}} \quad (2)$$

F – площадь пролива, м².

Высоту пламени H, м, рассчитаем по формуле (3):

$$H = 42d \left(\frac{M}{\rho_v \sqrt{gd}} \right)^{0,61} \quad (3)$$

M – удельная массовая скорость выгорания топлива, кг·м⁻²·с⁻¹;

ρ_v – плотность окружающего воздуха, кг·м⁻³;

g = 9,81 м·с⁻² – ускорение свободного падения.

Определить угловой коэффициент облученности F_q можно по формуле (4):

$$F_q = \sqrt{F_v^2 + F_H^2} \quad (4)$$

F_v, F_H – факторы облученности для вертикальной и горизонтальной площадок соответственно, определяемые с помощью выражений:

$$F_v = \frac{1}{\pi} \cdot \left[\frac{1}{S} \cdot \arctg\left(\frac{h}{\sqrt{S^2 - 1}}\right) - \frac{h}{S} \cdot \left\{ \arctg\left(\sqrt{\frac{S-1}{S+1}}\right) - \frac{A}{\sqrt{A^2 - 1}} \cdot \arctg\left(\sqrt{\frac{(A+1) \cdot (S-1)}{(A-1) \cdot (S+1)}}\right) \right\} \right] \quad (5)$$

$$F_H = \frac{1}{\pi} \cdot \left[\frac{B-1/S}{\sqrt{B^2 - 1}} \cdot \arctg\left(\sqrt{\frac{(B+1) \cdot (S-1)}{(B-1) \cdot (S+1)}}\right) - \frac{(A-1/S)}{\sqrt{A^2 - 1}} \cdot \arctg\left(\sqrt{\frac{(A+1) \cdot (S-1)}{(A-1) \cdot (S+1)}}\right) \right] \quad (6)$$

$$A=(h^2+S^2+1)/(2S); B=(1+S^2)/(2S); S=2r / d; h=2H / d \quad (7)$$

r – расстояние от геометрического центра пролива до облучаемого объекта, м.

Коэффициент пропускания атмосферы определяется по формуле (8):

$$\tau = \exp\left[-7,0 \cdot 10^{-4} \cdot (r - 0,5 \cdot d)\right] \quad (8)$$

Однако, рассматривая выше представленную методику, отметим, что справочных данных табл. 1 категорически не достаточно для определения основных показателей при имеющихся исходных данных. Поэтому, в качестве решения проблемы применим способ прогнозирования пожароопасных свойств продуктов нефтепереработки, основанном на использовании молекулярных дескрипторов и искусственных нейронных сетей.

Объектом исследования выбраны органические кислородсодержащие вещества предельные кетоны, применяемые в нефтегазовой отрасли как вещества для депарафинизации нефтепродуктов.

Для каждого из исследуемых соединений рассчитан набор дескрипторов, включающий конституциональные и электростатические дескрипторы, топологические и геометрические индексы, дескрипторы частично заряженной площади поверхности, содержащиеся в базе данных, а часть представлена в виде рис. 1 [5].

В качестве модели, которая будет реализовывать работу искусственных нейронных сетей, необходимо использовать алгоритм обратного распространения, а для решения задачи по прогнозированию удельной массовой скорости выгорания и среднеповерхностной плотности теплового излучения пламени, искусственная нейронная сеть обеспечит определение некоей математической зависимости $Y=F(x)$, где x – входные данные (молекулярный дескриптор), а Y – выходное значение (пожароопасный показатель вещества) [6].

Для каждого входного значения соответствует определенный результат (каждому предельному кетону из выборки присваивается уникальный код), поэтому для обучения нейросети будем использовать дополнительный алгоритм обучения с учителем. Учитывая выбранную архитектуру работы искусственной нейронной сети, ошибка распространяется от выходного слоя к входному, т.е. в направлении, противоположном направлению распространения сигнала при нормальном функционировании сети.

	2-пентан	2-октанон	2,2,4,4-тет	2,4-дигекс	3-пентано	3-гексано	2-гептано	4-гептано	3-октано	2-гексано	3-гептано	4-деканон
number of atoms	6	9	10	8	6	7	8	8	9	7	8	11
number of C atoms	5	8	9	7	5	6	7	7	8	6	7	10
relative number of C atoms	0,8333	0,8889	0,9	0,875	0,8333	0,8571	0,875	0,875	0,8889	0,8571	0,875	0,9091
number of O atoms	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
relative number of O atoms	0,1667	0,1111	0,1	0,125	0,1667	0,1429	0,125	0,125	0,1111	0,1429	0,125	0,0909
number of bonds	5	8	9	7	5	6	7	7	8	6	7	10
number of single bonds	4	7	8	6	4	5	6	6	7	5	6	9
relative number of single bonds	0,8	0,875	0,8889	0,8571	0,8	0,8333	0,8571	0,8571	0,875	0,8333	0,8571	0,9
number of double bonds	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
relative number of double bonds	0,2	0,125	0,1111	0,1429	0,2	0,1667	0,1429	0,1429	0,125	0,1667	0,1429	0,1
molecular weight	76,054	112,087	124,098	100,076	76,054	88,065	100,076	100,076	112,087	88,065	100,076	136,106
relative molecular weight	11,6737	12,4341	12,4098	12,5095	11,6737	12,5807	12,5095	12,5095	12,4341	12,5807	12,5095	12,3785
gravitation index (all bonds)	363,9301	481,0178	761,0615	676,0228	434,8381	402,9421	441,9623	286,0679	680,0731	516,4139	442,0016	842,6371
gravitation index (all pairs)	305,3014	686,3094	1,78E+03	1,09E+03	671,3344	574,6278	623,831	446,8324	1,06E+03	786,2172	636,0613	1,32E+01
silencer index	32	114	111	65	31	50	79	73	110	52	76	202
randic index (order 0)	4,9916	7,1129	8,3774	6,7321	4,9916	5,6987	6,4058	6,4058	7,1129	5,6987	6,4058	8,3271
randic index (order 1)	2,7701	4,2701	4,1547	3,5334	2,8081	3,3081	3,7701	3,8081	4,3081	3,2701	3,8081	5,3081
randic index (order 2)	2,1825	3,2482	3,4337	3,1472	1,9217	2,3021	2,8896	2,6825	3,0092	2,5861	2,6536	3,7482
randic index (order 3)	0,866	1,635	2,9881	2,1051	1,3938	1,4784	1,385	1,5629	1,9974	1,135	1,7474	2,332
clier & hall index (order 0)	2,9082	4,4082	4,9082	3,9082	2,9082	3,4082	3,9082	3,9082	4,4082	3,4082	3,9082	5,4082
clier & hall index (order 1)	1,2041	1,9541	2,2041	1,7041	1,2041	1,4541	1,7041	1,7041	1,9541	1,4541	1,7041	2,4541
clier & hall index (order 2)	0,5791	0,9541	1,8291	1,0791	0,5791	0,7041	0,8291	0,8291	0,9541	0,7041	0,8291	1,2041
clier & hall index (order 3)	0,176	0,3635	0,6812	0,4541	0,2271	0,2896	0,301	0,3521	0,4146	0,2383	0,3521	0,5396
clier shape index (order 1)	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	8,67	10,67
clier shape index (order 2)	2,8841	3,8004	2,37	2,8327	2,8841	3,8464	4,8199	4,8199	5,8004	3,8464	4,8199	7,7734
clier shape index (order 3)	4,67	7,8464	2,8812	2,3321	2,67	3,5017	6,67	4,67	5,3426	5,9423	4,67	7,568
clier flexibility index	2,7235	3,5877	2,2918	2,735	2,7235	3,665	4,6211	4,6211	3,5877	3,665	4,6211	7,3402
average information content (order 0)	1,9183	1,6377	1,371	1,4046	1,9183	1,8424	1,73	1,73	1,6377	1,8424	1,73	1,4911
information content (order 0)	11,5098	14,9197	15,7093	11,2431	11,5098	12,8966	14	14	14,9197	12,8966	14	16,4023
average structural information content (order 0)	0,7421	0,523	0,4729	0,4683	0,7421	0,6363	0,5833	0,5833	0,523	0,6363	0,5833	0,431
structural information content (order 0)	4,4326	4,70866	4,729	3,7484	4,4326	4,5939	4,6667	4,6667	4,70866	4,5939	4,6667	4,7411
average complementary information content (order 0)	0,6667	1,3122	1,751	1,5944	0,6667	0,965	1,23	1,23	1,3122	0,965	1,23	1,9683
complementary information content (order 0)	4	13,6096	17,3098	12,7348	4	6,7349	10	10	13,6096	6,7349	10	21,6312
average bonding information content (order 0)	0,8262	0,5326	0,4956	0,5007	0,8262	0,7127	0,6234	0,6234	0,5326	0,7127	0,6234	0,4489
bonding information content (order 0)	4,937	4,9732	4,9338	4,0056	4,937	4,9891	4,9869	4,9869	4,9732	4,9891	4,9864	4,9376
average information content (order 1)	2,383	2,6416	1,571	1,75	1,9183	2,3216	2,73	2,23	2,7235	2,8074	2,73	2,4817
information content (order 1)	15,3098	23,7744	15,7093	14	11,3098	17,6313	22	18	24,3293	19,6313	22	27,2988
average structural information content (order 1)	1	0,8333	0,4729	0,5833	0,7421	0,8882	0,9167	0,73	0,8388	1	0,9167	0,7174
structural information content (order 1)	6	7,5	4,729	4,6667	4,4326	6,2876	7,3333	6	7,7381	7	7,3333	7,8911
average complementary information content (order 1)	-1,06E-07	0,5283	1,751	1,25	0,6667	0,2837	0,23	0,73	0,4444	-5,01E-09	0,23	0,9777
complementary information content (order 1)	-6,34E-07	4,7549	17,3098	10	4	2	2	6	4	-3,50E-08	2	10,7348
average bonding information content (order 1)	1,1133	0,8805	0,4956	0,6234	0,8262	0,9735	0,9796	0,8013	0,9083	1,086	0,9796	0,7471
bonding information content (order 1)	6,6797	7,9248	4,9338	4,9869	4,937	6,8283	7,8366	6,4113	8,1764	7,6022	7,8366	8,2178
average information content (order 2)	2,283	3,1699	1,571	1,75	1,9183	2,8074	3	2,23	3,1699	2,8074	3	3,2774
information content (order 2)	15,3098	28,3293	15,7093	14	11,3098	19,6313	24	18	28,3293	19,6313	24	36,0337
average structural information content (order 2)	1	1	0,4729	0,5833	0,7421	1	1	0,73	1	1	1	0,8474

Рис. 1. Часть молекулярных дескрипторов для предельных кетонов

Задача нахождения функциональной зависимости, при ограниченном наборе входных данных, имеет бесконечное множество решений. Для ограничения множества вариантов поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки нейросети, которая рассчитывается по методу наименьших квадратов:

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \tag{9}$$

y_j – реальное значение j -го выхода нейросети;

d_j – целевое (желаемое) значение j -го выхода;

p – число нейронов в выходном слое.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам.

Связи между нейронами характеризуются силами связей или весами. Обучение сети начинается с ини-

циализации весов связей (также называемых весовыми коэффициентами) случайными величинами. Сети предъявляют различные данные, а весовые коэффициенты подстраиваются согласно выбранной математической схеме. После обучения сеть может распознавать входные данные. Информация о полученном во время обучения опыте хранится в виде весовых коэффициентов связей, аналогично тому, как это происходит в человеческом мозге.

Таким образом, реализацию работы искусственных нейронных сетей и обработку значений молекулярных дескрипторов будет осуществлять оригинальная компьютерная программа «Нейропакет КДС 2.0» (рис. 2) [7].

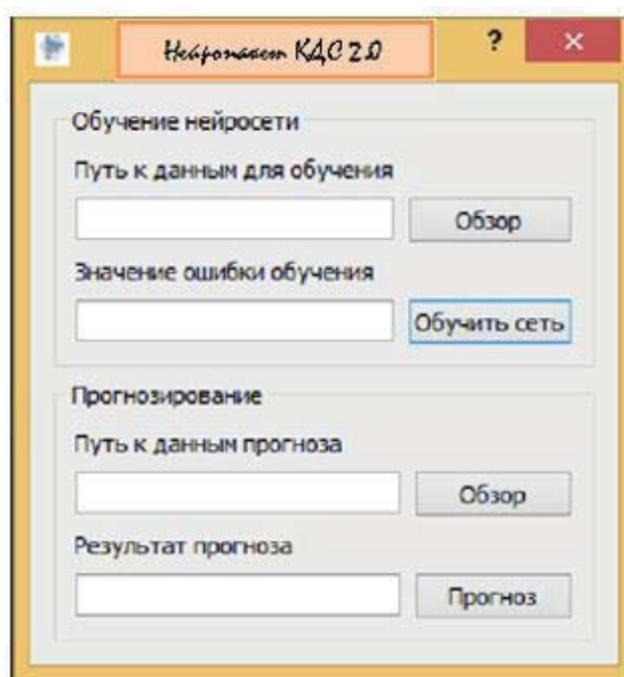


Рис. 2. Главное окно «Нейропакет КДС 2.0»

Основной целью оригинальной компьютерной программы «Нейропакет КДС 2.0» является прогнозирование взрывопожароопасных показателей кислородсодержащих органических соединений. Основным отличием от предыдущей версии (Нейропакет КДС 1.0) является то, что «Нейропакет КДС 2.0» реализует прогнозирование свойств органических соединений на базе молекулярных дескрипторов и искусственных нейронных сетей. Причем обучение искусственной нейронной сети осуществляется по схеме «deep learning», т.е. машина сама находит признаки и признаками эти структурирует иерархично: из более простых складываются более сложные. Кроме того, при прогнозировании взрывопожароопасных показателей имеется 2 и более скрытых слоев [7].

В результате апробации предлагаемого способа прогнозирования пожароопасных свойств продуктов нефтепереработки на основе молекулярных дескрипторов и искусственных нейронных сетей, реализуемого оригинальным компьютерным продуктом, получили значения удельной массовой скорости выгорания и среднеповерхностной плотности теплового излучения пламени при истечении жидкости только для одного актуального для данной ситуации диаметра (табл. 2) [8].

Осуществили прогнозирование удельной массовой скорости выгорания и при истечении ЛВЖ, в качестве которой выступали предельные кетоны. Обладая среднеповерхностной плотности теплового излучения пламени достаточными данными, определим безопасное расстояние, при котором интенсивность теплового излучения для выборки веществ будет безопасным для человека (табл. 3).

Таблица 2. Результаты апробации способа прогнозирования

№ п/п\	Наименование вещества	Удельная скорость выгорания, кг\м ² с		E _f , кВт·м ⁻² d=40 (dp=34,5)
		справочные данные	результаты прогноза	
1	ацетон	0,044	0,03	82,69455
2	дипропилкетон	-	0,04	96,43079
3	бутилметилкетон	-	0,04	96,43079
4	6 - ундеканон	0,038	0,04	96,43079
5	2 – пентанон	-	0,02	65,92948
6	2- октанон	-	0,03	82,69457
7	2,4-диметил-1,3-пентанон	-	0,04	96,43079
8	3-пентанон	-	0,01	43,41555
9	3-октанон	0,019	0,02	65,92948
10	3-гексанон	-	0,03	82,69458
11	2-гептанон	-	0,01	43,41555
12	3-метил-2-бутанон	-	0,02	65,92948
13	2-додеканон	0,039	0,04	96,43079
14	2,6-диметил,	-	0,04	96,43079
15	3- нонанон	-	0,03	82,69475

Таблица 3. Результаты расчета зон теплового излучения проливов ЛВЖ

№ п/п	Объекты исследования	E _r , кВт·м ⁻²	q, кВт·м ⁻²	r _{безоп} , м (4,2 кВт·м ⁻²)
1	ацетон	82,69455	434	>127
2	дипропилкетон	96,43079	506	>150
3	бутилметилкетон	96,43079	506	>150
4	6 - ундеканон	96,43079	506	>150
5	2 – пентанон	65,92948	346	>100
6	2- октанон	82,69457	434	>127
7	2,4-диметил-1,3-пентанон	96,43079	506	>150
8	3-пентанон	43,41555	228	>85
9	3-октанон	65,92948	346	>100
10	3-гексанон	82,69458	434	>127
11	2-гептанон	43,41555	228	>85
12	3-метил-2-бутанон	65,92948	346	>100
13	2-додеканон	96,43079	506	>150
14	2,6-диметил,	96,43079	506	>150
15	3- нонанон	82,69475	434	>127

В результате проведенного исследования, были спрогнозированы такие пожароопасные показатели как

удельная скорость выгорания и среднеповерхностная плотность теплового излучения пламени пролива предельных кетонов. Полученные значения свойств кислородсодержащих веществ имеют низкий процент относительной погрешности (менее 5%) по отношению к значениям, представленным в справочных материалах, а значит, удовлетворяют современным требованиям.

Кроме того, расширенная база справочных данных позволила рассчитать интенсивность теплового излучения пожара пролива предельных кетонов и определить минимальное расстояние безопасной границы для человека.

Таким образом, применяя способ прогнозирования пожароопасных свойств продуктов нефтепереработки на основе молекулярных дескрипторов и искусственных нейронных сетей при разработке превентивных мероприятий, направленных на обеспечение пожарной безопасности людей зарекомендовал себя с положительной стороны.

Литература

1. Нефтегазовая энциклопедия. Издание в 3 т. / Под. ред. Ю.В. Вадецкого. – М. : Московское отд. «Нефть и газ» МАИ, ОАО «ВНИИОЭНГ», 2004. – Т. 3. – 308 с.
2. Сорокина Ю.Н. [Оценка пожароопасных свойств аминов и амидов с использованием дескрипторного метода](#) / Ю.Н. Сорокина, А.В. Калач, А.Г. Горшков / Современные проблемы гражданской защиты. – 2018. – № 3 (28). – С. 110 - 116.
3. Выговтов А.В. Особенности процесса эвакуации людей из производственного помещения при пожаре / А.В. Выговтов, Д.В. Русских, С.А. Шевцов //Техносферная безопасность. – 2019. – № 1 (22). – С. 70 – 82.
4. Об утверждении методики определения расчетных величин пожарного риска на производственных объектах: Приказ МЧС РФ от 10.07. 2009 г. № 404; Зарег. в Минюсте России 17. 09.2009, №14541// Собр. Законодательства РФ. – 2002. - №52 (ч.1), ст. 5140; 2005. - №19 ст. 1752; 2007. - №19, ст. 2293, ст. 6070;2008. - №30 (ч.II), ст. 3613; 2009. - №14, ст. 5140.
5. Свидетельство о регистрации базы данных № 2019620324 «[Экспериментальные значения электромагнитного излучения оптического диапазона для пламенного горения различных материалов на линейных объектах нефтегазовой отрасли 1.0 \(ER\)](#)» / Выговтов А.В., Калач А.В., Шумилин В.В., Титов Д.А. (РФ), правообладатели: Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий (МЧС России). – заявлено от 12.02.2019 № 2019620158
6. Королев Д.С. Модель интеллектуальной обработки информации для прогнозирования пожароопасных показателей продуктов нефтепереработки / Д.С. Королев, А.В. Калач, С.Н. Волкова, С.А. Кончаков / Современные проблемы гражданской защиты. – 2018. – № 1 (26). – С. 38-43.
7. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018665949 «Нейропакет КДС 2.0» / Д.С. Королев, А.В. Калач, Д.В. Каргашилов (РФ); правообладатели: Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий (МЧС России). – заявлено от 16.04.2018 № 2018613776; зарегистрировано в реестре программ для ЭВМ 11.12.18
8. Калач А.В. [Применение искусственных нейронных сетей на основе многослойного персептрона для моделирования адсорбционной активности сорбента в системах водоочистки](#) / А.В. Калач, Д.С. Пономарев, Е.А. Сушко // Сборник трудов ИНТ – 2019. – 2019. – С. 684 - 692