

## Модель искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений с целью повышения эффективности профилактических мероприятий по предотвращению пожаров

*В.А. Нгуен, А.М. Авдеенко, А.П. Сатин*

*Академия Государственной противопожарной службы МЧС России, Москва*

**Аннотация.** В предлагаемой работе рассматриваются два типа нейросетевых моделей описания пожарных рисков в зависимости от количества населения и профилактических мероприятий. Нейросетевые модели позволяют рассматривать пожарные риски интегрально с учетом типа муниципального образования или по отдельности для каждого из трех существующих типов. На основании этих моделей реализована поверхность отклика «пожарные риски – население» и профилактика, которая позволяет оценивать величину рисков по входным данным для оптимизации принимаемых решений. При заданной величине нормативного риска получена зависимость оптимальной профилактики в зависимости от численности населения муниципального образования, которая позволяет гарантировать, что пожарные риски будут меньше или равны нормативным показателям. В статье анализируется и оценивается эффективность профилактических мероприятий с использованием нейронных сетей. Входные данные для обучения нейронной сети включают данные о пожарах, собранные во Вьетнаме и в России (население, количество пожаров, количество гибели, количество профилактических мероприятий). На основании этих показателей прогнозируется эффективность профилактических мероприятий. По результатам прогнозирования могут быть приняты решения по обеспечению пожарной безопасности в государстве. Полученные результаты свидетельствуют о возможности прогнозирования абсолютного значения эффективности профилактической работы на основе количественных и категориальных переменных. Относительно большая ошибка прогноза связана, с одной стороны, с необходимостью учета большего числа входных параметров, с другой стороны, с необходимостью увеличения размера базы обучения нейронной сети. После уточнения модели, полученные результаты позволяют оценить эффективность профилактических мероприятий для провинций и городов.

**Ключевые слова:** пожарная безопасность, профилактические мероприятия, нейронная сеть, поддержка принятия управленческих решений, модель предсказания.

### Введение

Развитие моделей искусственного интеллекта (ИИ) для повышения эффективности управленческих решений представляет существенный интерес [1, 2], в том числе, и с точки зрения повышения эффективности профилактических мероприятий для снижения пожарных рисков [3, 4]. В работах [5-7] на больших базах данных для ряда регионов России и Вьетнама было обнаружено существование статистически значимых корреляций между

---

относительной эффективностью профилактических мероприятий (гибель или количество пожаров, нормированное на население) и численностью населения для муниципальных образований различного типа. В работе [4] были предложены нейросетевые модели предсказания пожарных рисков и оценена их надежность.

Однако, вопрос об управлении пожарными рисками в смысле возможности влияния на них с помощью профилактических мероприятий для достижения нормативных рисков не рассматривался. Решение этого вопроса представляется актуальным, особенно, учитывая неблагоприятные данные по пожарным рискам в России на протяжении ряда лет (таблица 1) [8-10].

Таблица №1

Статистические данные по пожарным рискам для Российской Федерации за период 2018-2022 гг.

Год	Пожары/население	Гибель/население
2018	$0.897 \times 10^{-3}$	$5.4 \times 10^{-5}$
2019	$3.211 \times 10^{-3}$	$5.8 \times 10^{-5}$
2020	$2.993 \times 10^{-3}$	$5.7 \times 10^{-5}$
2021	$2.673 \times 10^{-3}$	$5.8 \times 10^{-5}$
2022	$2.419 \times 10^{-3}$	$5.3 \times 10^{-5}$

В частности, Российская Федерация имеет почти в три раза худшие показатели, чем США и почти на порядок выше, чем Германия.

### **Структура нейросетевой модели описания пожарных рисков**

Использовались два типа моделей описания пожарных рисков: в первом типе моделей в качестве входных переменных нейронной сети использовались категориальные переменные – тип муниципального образования (МО), и количественные переменные – число профилактических

мероприятий за предшествующий год и количество населения МО; в моделях второго типа только количественные переменные – профилактика и население.

В качестве базы обучения системы искусственного интеллекта использовались данные о типе МО численности жителей, количестве профилактических мероприятий пожаров и гибели в Нижегородской области (НН) за период 2017–2019 гг. Общее количество реализаций  $N=171$ . Было реализовано пакетное обучение – размер пакета  $q=0.1$  размер тестирования  $p=0.5$  от общей базы.

Полносвязная нейронная сеть состояла из трех внутренних слоев с нулевым сдвигом и функцией активации; гиперболический тангенс  $\tanh(x)$  выходной слой имел также функцию активации  $\tanh(x)$ , в качестве меры качества обучения использовалось среднеквадратичное отклонение [8, 9]:

$$W(z_i) = \sum_{i=0}^{Q-1} (y_i - z_i)^2, \quad (1)$$

где  $y_i$  – ожидаемый выход,  $z_i$  – реализованный выход,  $Q$  – количество выходных переменных.

Вариабельными параметрами являлись количество нейронов в слоях и число эпох обучения. Обучение осуществлялось обратным распространением ошибки методом стохастической градиентной оптимизации [11, 12]. Схема НС модели первого типа представлена на рис.1, второго на рис.2. Для 1 типа на входе три типа МО число профилактических мероприятий и численность населения; на выходе пожарные риски – гибель, нормированная на население и количество пожаров, нормированное на население. Для 2 – на входе только количественные переменные, выход такой же, как и в первом типе.

В процессе обучения сети было установлено, что оптимальной, с точки зрения ошибки, является трехслойная сеть с количеством нейронов по 8 в каждом слое. Число эпох обучения на данной базе - 1000, увеличение

количества эпох не приводило к снижению величины пользовательской метрики.

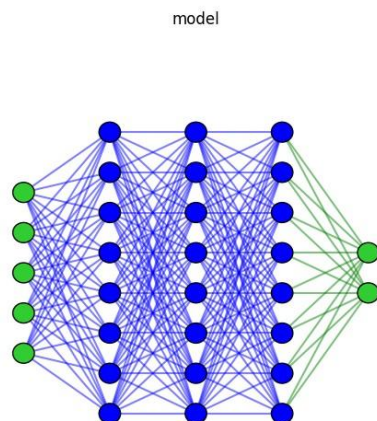


Рис.1. – Топология нейронной сети первого типа.

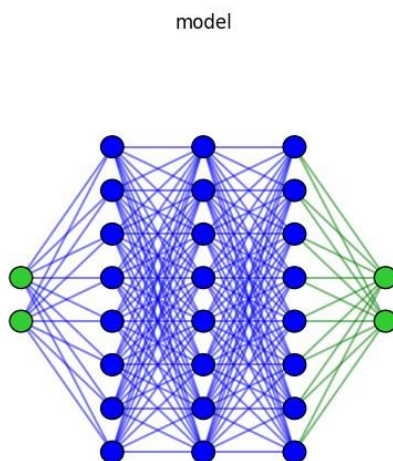


Рис.2. – Топология сети второго типа.

### Оптимальная профилактика

Обученная нейронная сеть позволяет построить поверхность отклика – пожарные риски, как входных переменных – типа МО величины профилактических мероприятий и населения. Задавая величину нормативного риска  $R_n$ , можем теперь спроектировать соответствующие точки поверхности отклика на функцию плоскость удельная профилактика –

население и аппроксимировать их методом наименьших квадратов, определив коэффициенты и их ошибки с заданным уровнем риска принятия гипотезы. В дальнейшем полагаем уровень риска 0.025. Далее ограничимся лишь риском гибель/население. Расчеты риска пожары/население абсолютно аналогичны.

В качестве нормативного риска гибель/население возьмем показатель США  $R_n=2.5 \times 10^{-5}$  - средний риск за 2019 г. Этот показатель почти в 20 раз меньше максимального риска одного из МО Нижегородской области. Соответствующие результаты представлены в таблице 2. Полученную зависимость удельной профилактика от населения, при которой достигаются значения рисков равных или ниже нормативного риска, назовем оптимальной профилакстикой. Все данные, представленные ниже, нормированы на соответствующие максимальные значения.

Будем рассматривать отдельно модель типа один и типа два. Для первой модели экспериментальные точки и аппроксимация представлены на рис.3.

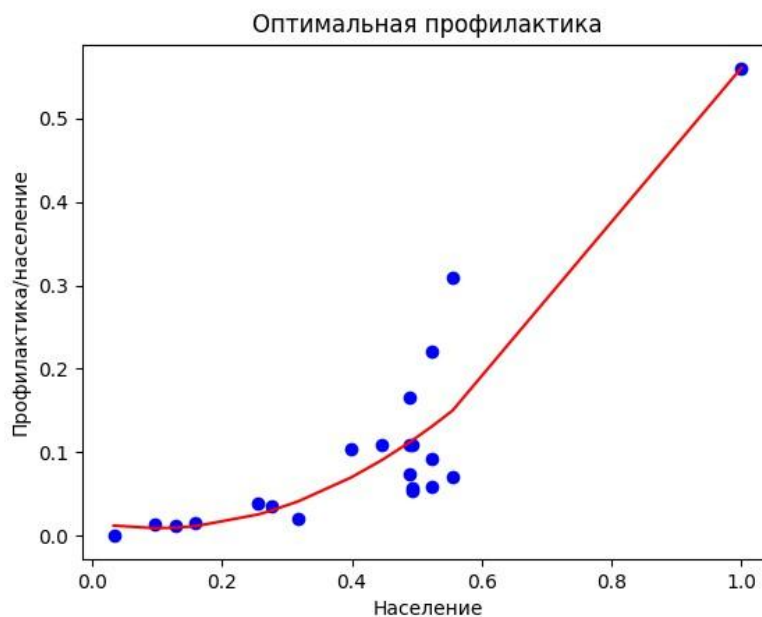


Рис.3 – Оптимальная профилактика в зависимости от населения;  
учитываются все типы муниципальных образований.

Для моделей второго типа, когда учитывается только профилактика и население, зависимости представлены для каждого типа МО отдельно. Для МО первого типа – городские районы столицы субъекта федерации на рис.4. Второго типа – районные центры (рис.5) и третьего типа – районы (рис.6).

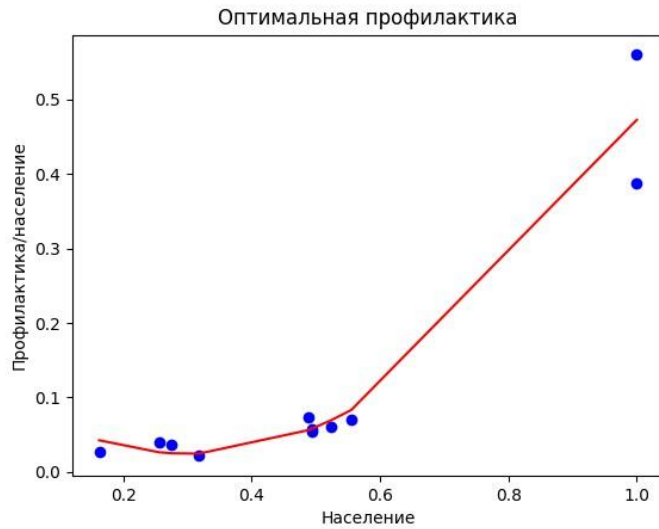


Рис. 4. – Оптимальная профилактика в зависимости от населения; тип 1.

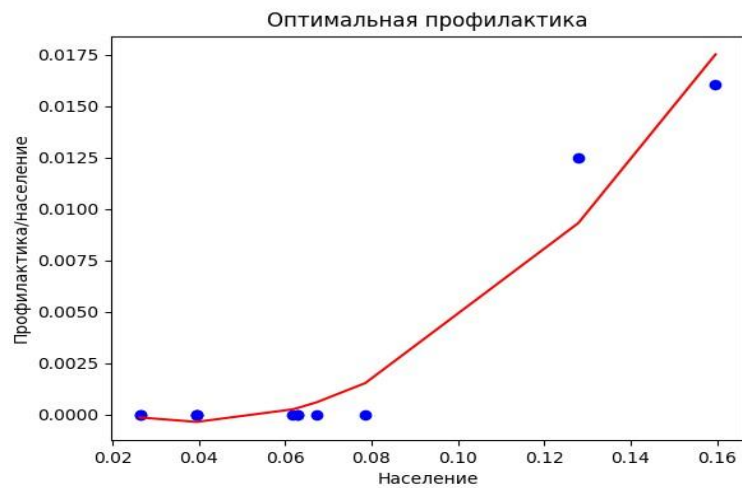


Рис. 5. – Оптимальная профилактика в зависимости от населения; тип 2.

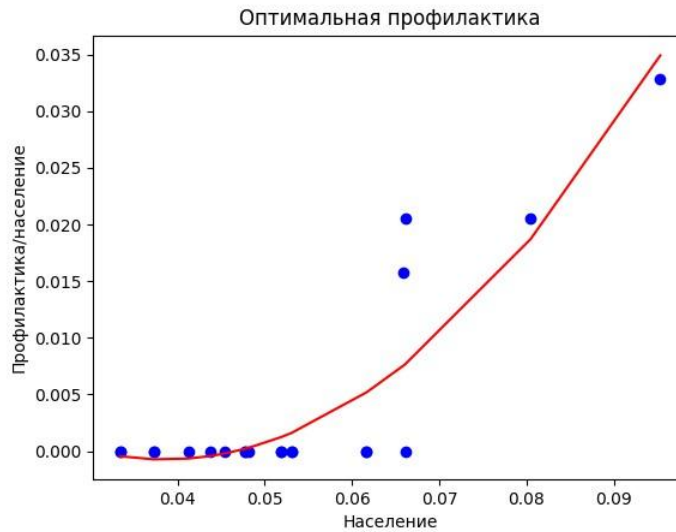


Рис. 6. – Оптимальная профилактика в зависимости от населения; тип 3.

Сводные данные аппроксимации и  $F$ -статистика представлены в таблице 2. Расчет сделан, исходя из предположения, что для достижения максимального риска (гибель/население)  $R_n=2.5 \times 10^{-5}$ . База пожаров НН взята за период 2016-2019 гг. Население МО нормировано на максимальное значение 296500 чел.; данные представлены отдельно по типам МО и суммарно; незначимые коэффициенты (уровень риска 0.025) опущены.

Таблица №2

Оптимальная профилактика на одного жителя МО

Тип МО	$F$ - статистика	Уравнение регрессии
1	8,13	$Y(x)=(0,74 \pm 0,455)x^2$
2	94,8	$Y(x)=(1,24 \pm 0,249)x^2$
3	35.2	$Y(x)=(0,015 \pm 0,11) - (0,85 \pm 0,392)x + (11,04 \pm 3,730)x^2$
1+2+3	40,1	$Y(x)=(0,68 \pm 0,168)x^2$



Уравнения из таблицы 2 позволяют оценить достаточное число профилактических мероприятий для того, чтобы риск гибель/население был меньше, чем нормативное значение. Пусть население МО - 100000 чел., тогда, с учетом нормировки 296500, имеем  $x=0,337$  и при учете трех типов МО (первая модель) имеем:  $Y(x)=0.0722\pm 0,016$ , что дает оценку  $7222\pm 1800$  мероприятий в год. Необходимо учесть, что с ростом численности населения, МО число требуемых профилактических мероприятий будет расти гораздо быстрее, чем численность населения. Это подтверждают оценки, сделанные в работе [2] о существующем в настоящее время снижении эффективности профилактических мероприятий, оцениваемых по текущим нормативам. Важно отметить, что в нашем случае рассматривалась вся сумма профилактических мероприятий за год, предшествующий анализируемому году. При этом мероприятия не классифицировались по типам, либо по классам объектов профилактирования. Однако, как модели первого типа, так и второго, позволяют в качестве входных переменных использовать любое количество классов профилактики при наличии соответствующей базы данных с последующим анализом эффективности предложенным методом.

### Заключение

1. Для прогноза пожарных рисков предложены две нейросетевые модели, позволяющие предсказывать пожарные риски в зависимости от числа профилактических мероприятий и населения; имеется возможность учета типа муниципального образования.

2. Построена поверхность отклика – пожарные риски как функция входных переменных – типа МО, величины профилактических мероприятий и населения, что позволяет оценивать величину рисков и тем самым принимать оптимальные управленческие решения.

3. Введено понятие «оптимальная профилактика», как зависимость между удельными профилактическими мероприятиями и численностью

населения, которая обеспечивает пожарные риски ниже нормативных. Соответствующие зависимости для двух типов нейросетевых моделей описания представлены в виде оптимальных полиномов с заданной степенью надежности описания.

### Литература

1. Кочкин Г.А., Кочкина В.Р., Голубкин И.А. Проблемы рассуждений по прецедентам, детализации, интеграции и оценки схожести прецедентов // Инженерный вестник Дона, 2013, №4. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2215](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2215).
2. Авдеенко А.М., Сатин А.П., Нгуен В.А., Лахвицкий Г.Н. Информационно-аналитическая поддержка руководителя при организации профилактики пожаров на основе статистического анализа баз данных // Технологии техносферной безопасности. 2023. №4(102). С. 79-97.
3. Авдеенко А.М., Лахвицкий Г.Н., Нгуен В.А. Некоторые особенности исследования многомерной базы пожаров с использованием инструментария кластерного анализа // Пожарная и аварийная безопасность : сборник материалов XVII Международной научно-практической конференции, посвященной 90- й годовщине образования гражданской обороны, Иваново, 2022. С. 4-8.
4. Нгуен В.А. Применение нейронных сетей обратного распространения для прогнозирования эффективности профилактических мероприятий по предотвращению пожаров в республике Вьетнам // Робототехника и искусственный интеллект: материалы XV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. Железногорск: ЛИТЕРА-принт, 2023. С. 109-113.
5. Авдеенко А.М. 3D-мониторинг беспилотных летательных аппаратов на основе системы искусственного интеллекта // Материалы международной

- научно-технической конференции "Системы безопасности". 2023. № 32. С. 66-69.
6. Сатин А.П., Лахвицкий Г.Н., Репин С.В., Воронин С.А. Оценка интегральных пожарных рисков в муниципальных образованиях Нижегородской области // Современные проблемы гражданской защиты. 2023. № 2(47). С. 38-45.
7. Сатин А.П., Бурлаченко К.Г., Репин С.В. Некоторые особенности планирования профилактических мероприятий // Пожары и чрезвычайные ситуации: предотвращение, ликвидация. 2022. № 1. С. 78-86.
8. Пожары и пожарная безопасность в 2022 году: информ.- аналитич. сб. Балашиха: ФГБУ ВНИИПО МЧС России, 2023. 80 с.
9. Cai H., Wu Q., Corradi T., Hall P. The crossdepiction problem: Computer vision algorithms for recognising objects in artwork and in photographs. URL: [doi.org/10.48550/arXiv.1505.00110](https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.00110)
10. Шеина С.Г., Картамышева А.В. Модель эффективного управления пожарной безопасностью территорий с учетом фактического состояния жилого фонда // Инженерный вестник Дона, 2012, №3. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/942](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/942).
11. Bourdev L., Malik J. Poselets: Body part detectors trained using 3d human pose annotations // 2009 IEEE 12th international conference on computer vision. IEEE, 2009. pp. 1365-1372.
12. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. In Computer Vision and Pattern Recognition // 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). IEEE, 2005. V.1. pp. 886-893.

### References

1. Kochkin G.A., Kochkina V.R., Golubkin I.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2013, №4. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2215](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2215).
-



2. Avdeenko A.M., Satin A.P., Nguen V.A., Lakhvitskiy G.N. Tekhnologii tekhnosfernoy bezopasnosti. 2023. №4(102). pp. 79-97.
3. Avdeenko A.M., Lakhvitskiy G.N., Nguen V.A. Pozharnaya i avariynaya bezopasnost' : sbornik materialov XVII Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, posvyashchennoy 90- y godovshchine obrazovaniya grazhdanskoj oborony, Ivanovo, 2022. pp. 4-8.
4. Nguen V.A. Robototekhnika i iskusstvennyy intellekt : materialy XV Vserossiyskoj nauchno-tekhnicheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem. Zheleznogorsk: LITERA-print, 2023. pp. 109-113.
5. Avdeenko A.M. Materialy mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii "Sistemy bezopasnosti". 2023. № 32. pp. 66-69.
6. Satin A.P., Lakhvitskiy G.N., Repin S.V., Voronin S.A. Sovremennye problemy grazhdanskoj zashchity. 2023. № 2(47). pp. 38-45.
7. Satin A.P., Burlachenko K.G., Repin S.V. Pozhary i chrezvychaynye situatsii: predotvrashchenie, likvidatsiya. 2022. № 1. pp. 78-86.
8. Pozhary i pozharnaya bezopasnost' v 2022 godu [Fires and fire safety in 2022]: inform.- analitich. sb. Balashikha: FGBU VNIPO MChS Rossii, 2023. 80 p.
9. Cai H., Wu Q., Corradi T., Hall P. The crossdepiction problem: Computer vision algorithms for recognising objects in artwork and in photographs. URL: doi.org/10.48550/arXiv.1505.00110
10. Sheina S.G., Kartamysheva A.V. Inzhenernyy vestnik Dona, 2012, №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/942.
11. Bourdev L., Malik J. Poselets: 2009 IEEE 12th international conference on computer vision. IEEE, 2009. pp. 1365-1372.
12. Dalal N., Triggs B. 2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05). IEEE, 2005. V.1. pp. 886-893.

**Дата поступления: 6.03.2024 Дата публикации: 12.04.2024**

---