

УДК 004.855.5.

DOI: 10.46548/21vek-2022-1159-0004

## ПРИНЦИПЫ УПРАВЛЕНИЯ КЛАССИФИКАЦИЕЙ ПОЖАРНЫХ ПО СТЕПЕНИ РИСКА ТРАВМИРОВАНИЯ С ПОМОЩЬЮ ДЕРЕВА РЕШЕНИЙ

©Автор(ы) 2022

SPIN: 2838-2550

AuthorID:634849

ORCID: 0000-0002-7149-8489

**КУВАТОВ Валерий Ильич**, доктор технических наук, профессор,  
профессор кафедры системного анализа и антикризисного управления

*Санкт-Петербургский университет Государственной противопожарной службы МЧС России  
(196105, г. Санкт-Петербург, Московский пр-кт, д. 149, e-mail: kyb.valery@yandex.ru)*

SPIN:3913-7751

AuthorID: 586844

ORCID: 0000-0002-2407-5061

**МОТОРЫГИН Юрий Дмитриевич**, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры  
криминалистики и инженерно-технических экспертиз

*Санкт-Петербургский университет Государственной противопожарной службы МЧС России  
(196105, г. Санкт-Петербург, Московский пр-кт, д. 149, e-mail: fire-risk@mail.ru)*

SPIN:1677-1402

AuthorID: 215116

ORCID: 0000-0003-1661-9089

**СМИРНОВ Алексей Сергеевич**, доктор технических наук, профессор, первый заместитель начальника

*Санкт-Петербургский университет Государственной противопожарной службы МЧС России  
(196105, г. Санкт-Петербург, Московский пр-кт, д. 149, e-mail: sas\_112@mail.ru)*

**Аннотация.** Профессия пожарного – одна из самых опасных. Поэтому кандидат, поступающий на службу в пожарные части МЧС России, должен соответствовать определенным квалификационным требованиям. Эти требования изложены в руководящих документах МЧС России. Однако требований руководящих документов мало. В них нельзя предусмотреть все. Поэтому степень соответствия кандидата профессии пожарного должна уточняться по результатам компьютерного моделирования профессионально важных качеств. Между тем многие задачи компьютерного моделирования таких качеств относятся к классу слабо структурированных, трудно формализуемых, алгоритмически неразрешимых. Причина алгоритмической неразрешимости кроется в отсутствии математических методов, соответствующих сложности этих задач, в необходимости использовать для их решения большие по объемам и неструктурированные данные. Следствие алгоритмической неразрешимости – невозможность применения классических методов компьютерного моделирования для их решения. Налицо противоречие между требованиями компьютерного моделирования профессионально важных качеств пожарного и алгоритмической неразрешимостью многих из этих задач. Один из наиболее продуктивных путей разрешения данного противоречия связан с разработкой моделей этих задач на базе методов и технологий Data Mining. В настоящее время существует много статистики по травмам сотрудников пожарной охраны на пожарах, но не существует построенных на этой статистике и технологии Data Mining достоверных математических моделей оценки влияния профессионально важных качеств на predisposedness к получению таких травм.

В данной статье рассмотрен метод управления классификацией пожарных по степени риска – отнесения пожарных с известными психологическими и соматотипическими качествами, известным состоянием здоровья к одному из двух классов: «травмоопасен» и «не травмоопасен». В основе метода лежит научно-методический аппарат деревьев решений технологии Data Mining.

**Ключевые слова:** большие данные, деревья решений, иерархии, классификация, машинное обучение, решающие правила, риск, управление, чрезвычайные ситуации, Data Mining.

## PRINCIPLES OF MANAGING THE CLASSIFICATION OF FIREMANS BY RISK OF INJURY WITH THE HELP OF A DECISION TREE

© The Author(s) 2022

**KUVATOV Valery Ilyich**, doctor of technical sciences, professor,  
professor of the Department of System Analysis and Crisis Management

**MOTORYGIN Yuriy Dmitrievich**, doctor of Technical sciences, professor,  
professor of the Department of Criminalistics and Engineering-Technical Expertise

**SMIRNOV Alexey Sergeevich**, doctor of technical sciences, professor, first deputy Chief  
*St. Petersburg University of the State Fire Service of the EMERCOM of Russia*

*(196105, St. Petersburg, Moskovsky Ave., 149, e-mails: kyb.valery@yandex.ru, fire-risk@mail.ru, sas\_112@mail.ru)*

**Abstract.** The profession of a firefighter is one of the most dangerous. Therefore, a candidate entering the service in

the fire departments of the Russian Emergencies Ministry must meet certain qualification requirements. These requirements are set out in the guidelines of the EMERCOM of Russia. However, the requirements of the governing documents are few. They cannot foresee everything. Therefore, the degree of compliance of the candidate with the profession of a firefighter should be clarified based on the results of computer modeling of professionally important qualities. Meanwhile, many problems of computer simulation of such qualities belong to the class of weakly structured, difficult to formalize, algorithmically unsolvable. The reason for algorithmic unsolvability lies in the lack of mathematical methods corresponding to the complexity of these problems, in the need to use large and unstructured data to solve them. The consequence of algorithmic undecidability is the impossibility of using classical computer modeling methods to solve them. There is a contradiction between the requirements of computer simulation of the professionally important qualities of a firefighter and the algorithmic unsolvability of many of these problems. One of the most productive ways to resolve this contradiction is associated with the development of models of these tasks based on the methods and technologies of Data Mining. Currently, there are many statistics on injuries to firefighters in fires, but there are no reliable mathematical models built on these statistics and Data Mining technology to assess the impact of professionally important qualities on the predisposition to such injuries. This article considers a method for managing the classification of firefighters according to the degree of risk - classifying firefighters with known psychological and somatotypical qualities, a known state of health, to one of two classes: "injurious" and "not traumatic". The method is based on the scientific and methodological apparatus of decision trees of Data Mining technology.

**Keywords:** big data, decision trees, hierarchies, classification, machine learning, decision rules, risk, management, emergencies, Data Mining.

*Для цитирования:* Куватов В.И. Принципы управления классификацией пожарных по степени риска травмирования с помощью дерева решений / В.И. Куватов, Ю.Д. Моторыгин, А.С. Смирнов // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2022. – Т. 11. – № 3(59). – С. 26-31. – DOI: 10.46548/21vek-2022-1159-0004.

**Введение.** Известно, что профессия пожарного одна из самых опасных. Эта профессия находится на первых позициях рейтинга опасности, как в России, так и в мире. Известно также, что риск получения пожарным травмы на пожаре во многом зависит от его психологических, соматотипических и ряда других качеств, от состояния здоровья. Поэтому при выборе кандидата на должность пожарного, помимо проверки соответствия квалификационным требованиям, целесообразно обследовать его на предмет этих качеств.

В настоящее время в МЧС России существует огромное количество статистики по травмам сотрудников пожарной охраны на пожарах. Но классические методы моделирования не позволяют в полной мере ее учитывать. Это связано с большим разнообразием факторов, многие из которых являются малозначимыми в отдельности, но совместно оказывающие значительное влияние на вероятность травмирования. Для полноценного учета этой статистики лучше подходит технология *Data mining* и машинное обучение.

В настоящее время проблеме отбора специалистов опасных профессий посвящены многочисленные научные исследования. Среди них исследования Аристархова В.А.[1], Балабанова А.А. [2,3], Р.С. Семикина [4], Овечкина Д.В. [5], Толочек А. [6], Шленкова А.В., Малыгиной Е.А., Москаленко Г.В. [7], Myers, Isabel Briggs, and McCaulley, Mary H [15], Keirse, David & Bates, Marilyn.[16] и др. В [1] разработан метод применения мобильных средств пожаротушения с учетом уровня профессиональной подготовки пожарных. В [2,3] – методы оценки кандидатов на предмет их пригодности. В [4] – общие вопросы отбора кандидатов для службы в ГПС МЧС России. В [5] – подходы к подготовке

и расстановке кадров с учетом специфики МЧС. В [6] – исторические аспекты и перспективы постановки задач профессионального отбора. В [7] – влияние негативных факторов профессиональной деятельности на индивидуально-личностные особенности пожарных. В [15] – руководство по разработке и использованию психологических индикаторов. В [16] – типы характера и темперамента.

Математических методов, в которых с помощью технологии *Data Mining* [8] и машинного обучения [17, 20, 21] ставилась и решалась бы задача управления классификацией пожарных по степени риска травмирования в зависимости от психологических и соматотипических качеств, от состояния здоровья не выявлено. Анализ технологии *Data Mining* и машинного обучения показал, что для решения этой задачи целесообразно использовать деревья решений.

Анализу деревьев решений как одному из наиболее полезных методов классификации больших данных посвящены работы [8-14, 17-24]. В этих работах рассмотрены особенности различных алгоритмов классификации с помощью деревьев решений, учитывающих специфику предметной области. Однако работ, в которых в прямой постановке ставилась и решалась бы задача управления классификацией пожарных по степени риска травматизма с помощью деревьев решений, нет. Таким образом, задача разработки метода управления классификацией пожарных по степени риска травматизма является актуальной.

**Методология.** Цель настоящей статьи заключается в том, чтобы разработать основанный на технологии *Data Mining* метод управления отнесением пожарных с известными психологическими и соматотипическими качествами, с известным состоянием

здоровья к одному из двух классов: «травмоопасен» и «не травмоопасен».

Метод будем разрабатывать с помощью деревьев решений. Впервые деревья решений описаны в работах Ховленда (Hoveland) и Ханта (Hunt) в 50-х годах XX века. Интенсивное развитие метода началось с конца 60-х годов. В настоящее время деревья решений используются в медицине, в геологии, в военной разведке и пр. Это один из наиболее полезных инструментов извлечения знаний из данных. Деревья решений позволяют получить решение об отнесении объекта к определенному классу с помощью ответов на иерархически организованную систему вопросов. Вопрос, задаваемый на очередном уровне иерархии, зависит от ответа, полученного на предыдущем уровне.

Деревья решений представляют собой иерархические древовидные структуры, состоящие из корневой вершины, внутренних и концевых вершин – листьев. В корневой вершине и во внутренних вершинах находятся решающие правила типа «если ... – то ...». Листья указывают класс объекта.

Рассмотрим задачу классификации – задачу определения, к какому из  $n$  классов  $K_i$  относится классифицируемый объект. Дерево решений, по которому будет происходить классификация, строится по обучающей выборке  $S$ , состоящей из  $m$  объектов. Каждый объект характеризуется  $r$  атрибутами. Для каждого объекта обучающей выборки известно, к какому классу он относится (табл. 1). Отнесение объекта на этапе классификации к тому или иному классу производится по значениям его атрибутов.

Таблица 1 – Обучающая выборка

№ объекта	Атрибут 1	Атрибут 2	...	Атрибут $n$	Класс объекта
1	$X_{11}$	$X_{12}$	...	$X_{1r}$	Класс 1
...	...	...	...	...	...
$m$	$X_{m1}$	$X_{m2}$	...	$X_{mr}$	Класс $n$

Процесс обучения заключается в поиске оптимальных значений атрибутов для каждого класса. Поиск оптимальных значений производится в соответствии с требованием снижения индекса неоднородности в выборках, порождаемых искомым разбиением обучающей выборки. Этот индекс показывает, насколько различны объекты из разных классов. Существует несколько индексов неоднородности. Наиболее популярными из них являются: энтропийный индекс неоднородности, индекс Джини и индекс ошибочной классификации [13]. Остановимся на энтропийном индексе. Этот индекс рассчитывается по формуле

$$Inf(S) = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i). \quad (1)$$

Здесь  $P_i$  – часть объектов класса  $i$  в обучающей выборке  $S$ . При этом принимается, что  $\log_2(0)=0$ . Из (1) следует, что максимальное значение  $Inf(S)$  получает при равенстве долей классов, а наименьшее – если все объекты относятся к одному классу.

Для оценки эффективности деления обучающей

выборки  $S$  на две непересекающиеся подвыборки  $S^1$  и  $S^2$  используем величину снижения среднего индекса неоднородности  $S^1$  и  $S^2$  по отношению к  $S$ ,

$$Gain(S) = Inf(S) - P_1 \cdot Inf(S^1) - P_2 \cdot Inf(S^2), \quad (2)$$

где  $P_1$  и  $P_2$  являются долями  $S^1$  и  $S^2$  в выборке  $S$ .

На первом этапе обучения ищется оптимальное разбиение для корневой вершины. Для этого строятся разбиения по каждому из  $r$  атрибутов обучающей выборки. Выбирается атрибут с наибольшим значением величины  $Gain$ . Подвыборки соответствующие этому атрибуту оцениваются с помощью показателя останки [14]. Если какая-то подвыборка  $S^*$  удовлетворяет критерию останки, соответствующая вершина дерева объявляется концевой и для неё назначается класс. В противном случае формируется новая внутренняя вершина, и процесс построения дерева продолжается. При этом вместо обучающей выборки  $S$  берется выборка  $S^*$ . Обучение продолжается, пока все вновь построенные вершины не окажутся концевыми (листьями).

При классификации на вход корневого узла подается новый объект, который необходимо отнести к одному из классов, полученных на этапе обучения. Этот объект, в зависимости от выбранного варианта ответа переходит к одной из вершин более низкого иерархического уровня. Процесс длится, пока объект не окажется в одном из листьев. В этом случае ему назначается класс, соответствующий наименованию этого листа.

**Результаты.** Пусть имеется тринадцать записей о результатах обследования группы сотрудников пожарной охраны на предмет психологических и соматотипических качеств, состояния здоровья, а также данные о травмах, полученных этими сотрудниками за заданный период времени, таблица 2. Эту таблицу мы будем использовать для построения дерева решений, с помощью которого затем будем определять, является ли новый сотрудник травмоопасным. Для построения будем использовать алгоритм ID3 [13]. В качестве критерия останки обучения будем использовать критерий достижения полной однородности по одному из классов [14].

В таблице 6 записей относятся к классу травмоопасен (соответствующий сотрудник был травмирован в течение заданного интервала времени), а семь – к классу не травмоопасен (сотрудник не был травмирован в течение заданного интервала времени). Следовательно, энтропия записей будет равна:

$$Inf(S) = - \frac{6}{13} \log_2 \left( \frac{6}{13} \right) - \frac{7}{13} \log_2 \left( \frac{7}{13} \right) = 0.9957 \text{ бит.}$$

Оценим все три атрибута  $K_1$ ,  $K_2$  и  $K_3$  по формуле (2).

Из таблицы 2 формируем таблицу 3 для атрибута  $K_1$ .

Из таблицы 3 найдем  $Gain(K_1)$ :

$$Inf(\text{Группа 1}) = - \frac{5}{5} \cdot \log_2 \left( \frac{5}{5} \right) - \frac{0}{5} \cdot \log_2 \left( \frac{0}{5} \right) = 0$$

$$Inf(\text{Группа 2}) = - \frac{2}{4} \cdot \log_2 \left( \frac{2}{4} \right) - \frac{2}{4} \cdot \log_2 \left( \frac{2}{4} \right) = 1$$

$$Inf(\text{Группа 3}) = - \frac{0}{4} \cdot \log_2 \left( \frac{0}{4} \right) - \frac{4}{4} \cdot \log_2 \left( \frac{4}{4} \right) = 0$$

Тогда:

$$Inf(K_1) = \frac{5}{13} \cdot 0 + \frac{4}{13} \cdot 1 + \frac{4}{13} \cdot 0 = 0.3077, Gain(K_1) = 0.9957 - 0.3077 = 0.688.$$

Таблица 2 – Обучающая выборка с результатами тестирования

№ сотрудника	$K_1$ (психологические резервы)	$K_2$ (соматотип)	$K_3$ (состояние здоровья)	Был травмирован
1	группа 1	эктоморф	практически здоров	нет
2	группа 2	эктоморф	здоров	нет
3	группа 1	мезоморф	практически здоров	нет
4	группа 3	эктоморф	практически здоров	да
5	группа 3	эндоморф	практически здоров	да
6	группа 3	эндоморф	здоров	да
7	группа 1	эктоморф	здоров	нет
8	группа 2	эктоморф	здоров	нет
9	группа 2	эндоморф	практически здоров	да
10	группа 2	эндоморф	практически здоров	да
11	группа 1	эктоморф	здоров	нет
12	группа 1	мезоморф	практически здоров	нет
13	группа 3	мезоморф	здоров	да

Таблица 3 – Сводные данные для атрибута  $K_1$

Атрибут $K_1$	Всего записей	Травмирован	Не травмирован
группа 1	5	0	5
группа 2	4	2	2
группа 3	4	4	0

Из таблицы 2 формируем таблицу 4 для атрибута  $K_2$ .

Таблица 4 – Сводные данные для атрибута  $K_2$

Атрибут $K_2$	Всего записей	Травмирован	Не травмирован
эктоморф	6	1	5
мезоморф	3	1	2
эндоморф	4	4	0

Из таблицы 4 найдем  $Gain(K_2)$ :

$$Inf(эктоморф) = -\frac{1}{6} \cdot \log_2\left(\frac{1}{6}\right) - \frac{5}{6} \cdot \log_2\left(\frac{5}{6}\right) = 0.650,$$

$$Inf(мезоморф) = -\frac{1}{3} \cdot \log_2\left(\frac{1}{3}\right) - \frac{2}{3} \cdot \log_2\left(\frac{2}{3}\right) = 0.9183,$$

$$Inf(эндоморф) = -\frac{4}{4} \cdot \log_2\left(\frac{4}{4}\right) - \frac{0}{4} \cdot \log_2\left(\frac{0}{4}\right) = 0.$$

Тогда:

$$Inf(K_2) = \frac{6}{13} \cdot 0.650 + \frac{3}{13} \cdot 0.9183 + \frac{4}{13} \cdot 0 = 0.5119,$$

$$Gain(K_2) = 0.9957 - 0.5119 = 0.4838.$$

Из таблицы 2 сформируем таблицу 5 для атрибута  $K_3$ .

Таблица 5 – Сводные данные для атрибута  $K_3$

Атрибут $K_3$	Всего записей	Травмирован	Не травмирован
здоров	6	2	4
практически здоров	7	4	3

Из таблицы 5 найдем  $Gain(K_3)$ :

$$Inf(здоров) = -\frac{2}{6} \cdot \log_2\left(\frac{2}{6}\right) - \frac{4}{6} \cdot \log_2\left(\frac{4}{6}\right) = 0.9183,$$

$$Inf(практически здоров) = -\frac{4}{7} \cdot \log_2\left(\frac{4}{7}\right) - \frac{3}{7} \cdot \log_2\left(\frac{3}{7}\right) = 0.9852,$$

Тогда:

$$Inf(K_3) = \frac{6}{13} \cdot 0.9183 + \frac{7}{13} \cdot 0.9852 = 0.9543,$$

$$Gain(K_3) = 0.9957 - 0.9543 = 0.0414.$$

Максимальное значение прироста информации будет для атрибута  $K_1$ . Поэтому, в корневой вершине поставим атрибут  $K_1$  (рис. 1). Из корневой вершины выходят три ветви: «Атрибут  $K_1$  → Группа 1», «Атрибут  $K_1$  → Группа 2» и «Атрибут  $K_1$  → Группа 3».

Вернемся к таблице 3. Из нее следует, что все пять записей ветви «Атрибут  $K_1$  → Группа 1» относятся к классу не травмированных сотрудников. Следовательно, эта ветвь заканчивается листом (классом) не травмирован. Все четыре записи ветви «Атрибут  $K_1$  → Группа 3» относятся к классу травмированных сотрудников. Следовательно, эта

ветвь заканчивается листом (классом) травмирован. Ветвь «Атрибут  $K_1$  → Группа 2», содержащая две записи о не травмированных и две – о травмированных сотрудниках. Следовательно, она требует дальнейшего ветвления. Для нее нужно определить какой атрибут лучше подходит для дальнейшего деления:  $K_2$  или  $K_3$ . Можно показать, что оба атрибута имеют одинаковое значение показателя  $Gain$  и мы можем выбрать любой из них. Выберем  $K_2$ . Сформируем для ветви «Атрибут  $K_1$  → Группа 2 → атрибут  $K_2$ » таблицу 6, удалив из таблицы 2 все записи, относящиеся к группам 1 и 3 атрибута  $K_1$ .

Таблица 6 – Сводная выборка для ветви «Атрибут  $K_1$  → Группа 2»

№ сотрудника	$K_1$ (психологические резервы)	$K_2$ (соматотип)	$K_3$ (состояние здоровья)	Травмирован
2	группа 2	эктоморф	здоров	нет
8	группа 2	эктоморф	здоров	нет
9	группа 2	эндоморф	практически здоров	да
10	группа 2	эндоморф	практически здоров	да



Из таблицы 6 формируем таблицу 7 для атрибута  $K_2$ .

Таблица 7 – Сводные данные для атрибута  $K_2$

Атрибут $K_2$	Всего записей	Травмирован	Не травмирован
эктоморф	2	0	2
эндоморф	2	2	0

Из таблицы 7 следует, что ветвь «Атрибут  $K_1$  → Группа 2 → атрибут  $K_2$  → эктоморф» заканчивается листом не травмирован, а ветвь «Атрибут  $K_1$  → Группа 2 → атрибут  $K_2$  → эндоморф» – листом травмирован. На этом построение дерева решений закончено. Атрибут  $K_3$  оказывается избыточным. Можно показать, что если бы мы выбрали для дальнейшего ветвления

атрибут  $K_3$ , то избыточным оказался бы атрибут  $K_2$ .

В таблице 2 нет записей с сочетаниями атрибутов  $K_1$  → группа 1 →  $K_2$  → эндоморф. Тому возможны две причины: таблица не полна; некоторые сочетания просто не могут существовать.

Итоговое дерево решений представлено на рисунке 1.

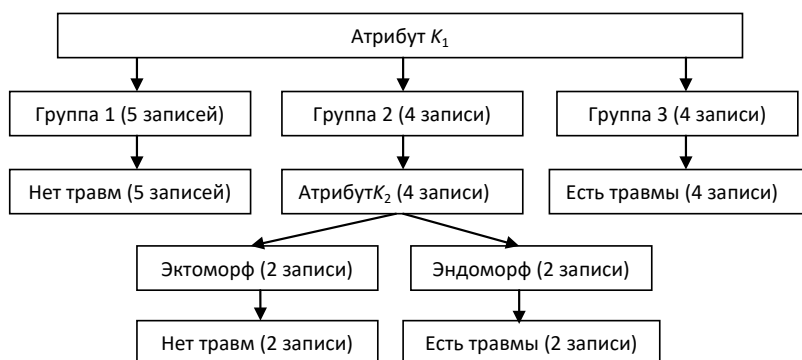


Рисунок 1 – Дерево решений

Теперь, используя дерево решений, мы можем проверить насколько травмоопасен претендент на должность пожарного и учесть этот показатель при приеме на работу наряду с квалификационными требованиями.

**Обсуждение.** В статье даны основы построения дерева решений и классификации пожарных на два класса: травмоопасен и нетравмоопасен с использованием этого дерева. Статья заканчивается примером построения дерева решений. Классификация нового объекта заключается в переходах от вершины к вершине дерева решений по правилу «если ..., то ...». Анализ примера показывает, что сложность классификации зависит, помимо прочего, от последовательности анализа профессионально важных качеств. В других исследованиях похожие задачи решались методами математической статистики, что требовало выдвижения и проверки гипотез о законах распределения профессионально важных качеств.

**Выводы.** В статье показана возможность и целесообразность применения деревьев решений для деления пожарных на два класса «травмоопасен» и «не травмирован». Пример, иллюстрирующий применение метода, содержит всего 13 записей, что обусловлено требованиями к объему статьи. Для реально работающей модели требуются много большие объемы данных.

В дальнейшем предполагается разработать аналогичный метод в российской аналитической платформе *Loginot* с использованием больших объемов

данных по делению сотрудников пожарной охраны на два класса: травмоопасен и нетравмоопасен, а затем обобщить его с учетом иных профессионально важных качеств.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Аристархов, В.А. Оценка готовности к применению мобильных средств пожаротушения: Материалы XXX международной научно-практической конференции «Системы безопасности – 2021» / В.П. Сорокоумов, В.А. Аристархов. – М. : Академия ГПС МЧС России, 2021. – С. 351-354.
2. Балобанов, А.А. Модель оценки кандидатов на вакантную должность в системе МЧС России / А.А. Балобанов, А.П. Корольков, А.И. Сапелкин // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России». – 2019. – № 3. – С. 81-86.
3. Балобанов А.А. Методика отбора и оценки кандидатов для замещения вакантной должности в системе МЧС России на основе метода анализа иерархий / А.А. Балобанов, А.П. Корольков // Научно-аналитический журнал «Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России». – 2021. – № 2. – С. 71-77.
4. Семикин Р. А. Отбор кандидатов для службы в ГПС МЧС России / Р. А. Семикин // Интернет журнал «Технология техносферной безопасности (<http://ihb.mos.ru/ttb>)» выпуск №5 (57). – 2014 г.
5. Овечкин Д. В. Современные подходы при подготовке и расстановке кадров в условиях специфики работы в системе МЧС России // Д. В. Овечкин. – Текст: непосредственный // Молодой ученый. 2018. – № 41 (227). – С. 135-137. – URL: <https://moluch.ru/archive/227/52879/>.
6. Толочек В. А. Профессиональный отбор: история и перспективы постановки задач: / В. А. Толочек. // Известия Саратовского университета. Серия Акмеология образования. Психология развития. - 2018. – Т. 7. – Вып 2 (26). – С. 118-126.
7. Журавлев А.В. Организационные основы системы отбора кандидатов для обучения в образовательных

организациях высшего образования МЧС России / А.В. Журавлев. – Текст : непосредственный // Молодой ученый. – 2017. – № 35 (169). – С. 88-91.

8. Нечипорук Д.В. Особенности технологии Data Mining / Д.В. Нечипорук – Текст: непосредственный // Молодой исследователь Дона. – 2017. – № 1 (4) – 2017 г. <http://mid-journal.ru>.

9. Деревья решений, общие принципы. Loginom. <https://loginom.ru/Блог/decision-tree-p1>.

10. Кафтаников И.Л. Особенности применения деревьев решений в задачах классификации. / И.Л. Кафтаников, А.В. Парасич // Bulletin of the South Ural State University. Ser Computer Thechnologies, Automatic Control, Radio Electronics. 2015. – vol 15. – no 3. – P. 26-32.

11. Деревья решений в задачах классификации: особенности применения и методы повышения качества классификации / Я.А. Полин, Т.В. Зудилова, И.В. Ананченко, Т.Е. Войтюк ; Журнал «Современные наукоемкие технологии». – 2020. – №9 – С. 59-63.

12. Некрасов М.В. Применение метода «дерево решений» при принятии инвестиционных решений /М.В. Некрасов // Журнал Экономика и управление в XXI веке: тенденции развития. – № 10. – 2013 г. – С. 171-175.

13. Сулейманова А.Н. Обзор алгоритмов развития деревьев решений / А.Н. Сулейманова ; Журнал Социология: методология, методы, математическое моделирование. – 2020. – Т. 0. – № 50-51. – С. 64-97.

14. Сенько О.В. Цифровые методы диагностики и прогнозирования процессов: учебное пособие / Сенько О.В. – Москва: Издательский Дом МИСиС, 2016. – 85 с. – URL: <http://www.iprbookshop.ru/107008.html>. - ISBN 978-5-906846-21-1: Б. ц. – Текст : электронный.

15. Myers, Isabel Briggs, and McCauley, Mary H. Manual: A Guide to the Development and Use of the Myers-Briggs Type Indicator. Palo Alto, Calif.: Consulting Psychologists Press, 1985.

16. Keisey, David & Bates, Marilyn. Please Understand Me. Character and Temperament Types. Gnoseology Books Ltd., 1984.

17. Quinlan J.R. Induction of decision trees // Machine Learning. – 1986. – Vol.1. – No. 1. – P.81-106.

18. George H. Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers / H. George, P. Langley H Proceedings of the Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Mateo: Morgan Kaufmann. – 1995. – P. 338-345.

19. Payne H. J., Meisel W. S. An algorithm for constructing optimal binary decision trees // IEEE Transactions on Computers. – 1977. – Vol. 26. – No. 9. – P. 905-916.

20. Freund Y. The alternating decision tree learning algorithm /Y. Freund, L. Mason// Proceeding of the Sixteenth.

21. Dreiman L. Random Forests. Machine Learning. 2001, Vol 45(1), pp 5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324

22. Anyanwu M., Shiva S. Comparative analysis of serial decision tree classification algorithms // International Journal of Computer Science and Security. – 2009. – Vol. 3, no. 3. – P. 230-240.

23. Genrikhov I. E. Synthesis and analysis of recognizing procedures on the basis of full decision trees // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2011. – Vol. 21, no. 1. – P. 45-51.

24. Loh W. Y., Kim H. Classification trees with bivariate linear discriminant node models // Computational and Graphical Statistics. – 2003. – Vol. 12, no. 3. – P. 512-530.

*Статья поступила в редакцию 07.06.2022*

*Статья принята к публикации 16.09.2022*