

Н. Г. Топольский¹, С. Ю. Бутузов¹, В. Я. Вилисов², В. Л. Семиков¹
(¹Академия ГПС МЧС России, ²Технологический университет;
e-mail: ntopolskii@mail.ru)

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ РЕАГИРОВАНИЯ НА ЧРЕЗВЫЧАЙНЫЕ СИТУАЦИИ В МНОГОУРОВНЕВОЙ СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ

РЕЗЮМЕ

Введение. В Единой государственной системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций (далее – РСЧС) как сложной системе управления важно иметь модели, адекватно описывающие взаимосвязь интегральных показателей функционирования системы с частными показателями нижних уровней управления. Традиционные подходы, основанные на нормативных моделях, часто оказываются несостоятельными в силу невозможности охвата всех сторон функционирования подобных систем, а также по причине высокой изменчивости среды и значений множества целевых показателей. Продуктивными зарекомендовали себя в последнее время адаптивные машинообучаемые модели, позволяющие на основе решения обратных задач с использованием экспертных оценок строить устойчивые и адекватные модели, одним из вариантов которых являются искусственные нейронные сети (ИНС). Актуальность исследования заключается в разработке компактных моделей, позволяющих оценивать эффективность функционирования сложных многоуровневых систем управления (РСЧС) в условиях чрезвычайных ситуаций, развивающихся по комплексным сценариям, в которых одновременно могут возникать ЧС различных типов.

Цели и задачи. Целью статьи является построение и апробация технологии создания компактных моделей, адекватных системе показателей функционирования иерархически организованных систем управления. Эта цель порождает задачи выбора инструментальных средств построения необходимых моделей и источников исходных данных.

Методы. В состав инструментальных средств исследования входят методы анализа иерархических систем, математическая статистика, методы машинного обучения ИНС, имитационное моделирование, методы экспертного оценивания, программные комплексы обработки статистических данных. Исследование основано на материалах отечественных и зарубежных публикаций.

Результаты и обсуждение. Предложенная технология построения нейросетевой модели эффективности функционирования сложных иерархических систем даёт основу для построения динамических моделей данного типа, позволяющих распределять ограниченные финансовые и другие ресурсы в процессе работы системы по комплексному сценарию ликвидации ЧС.

Заключение. Представлены результаты решения задачи построения ИНС и соответствующей ей нелинейной функции, отражающей взаимосвязь показателей эффективности нижних уровней иерархической системы управления (РСЧС) с верхним уровнем. Построенная таким образом нейросетевая модель может быть использована в системе поддержки принятия решений при управлении ресурсами в условиях комплексных сценариев развития чрезвычайных ситуаций. Использование в качестве информационной основы экспертных оценок позволяет учитывать многочисленные целевые показатели, которые другими способами учесть крайне затруднительно.

Ключевые слова: чрезвычайные ситуации, иерархическая система управления, эффективность, искусственная нейронная сеть, экспертные оценки.

Для цитирования: Топольский Н. Г., Бутузов С. Ю., Вилисов В. Я., Семиков В. Л. Нейросетевое моделирование эффективности реагирования на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления // Технологии техносферной безопасности. – 2021. – Вып. 2 (92). – С. 79-93. <https://doi.org/10.25257/TTS.2021.2.92.79-93>

Введение

Единая государственная система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций (далее – РСЧС) в настоящее время представляет собой сложную, иерархически организованную систему [1]. В её состав входит большое количество отдельных подсистем, обеспечивающих выполнение информационных, управленческих и исполнительских функций [2, 3]. Состав РСЧС и подчиненность её исполнительных элементов (федеральных органов исполнительной власти – ФОИВ) в чрезвычайных ситуациях (ЧС), цели и задачи определены в постановлении Правительства РФ № 794 от 30 декабря 2003 г. Одной из целей РСЧС является эффективное реагирование на ЧС. Под эффективностью системы [4] обычно понимается степень полноты и качества выполняемых ею задач. Эта степень обычно измеряется набором показателей (ключевые показатели эффективности – КПЭ) или одним интегральным показателем. Выбор системы показателей обычно определяется текущими задачами управления, оценивания, мониторинга и т.п., а также используемыми инструментальными средствами [2]. В данной работе используются интегральные показатели, значения которых формируются в результате экспертного оценивания [4] и могут принимать нормированные значения в интервале [0; 1].

Поскольку в РСЧС, как иерархической сложной системе, эффективность существенно зависит от подведомственных звеньев (к тому же способных проявлять свойство активности по В.Н. Буркову [3]), важно иметь средства оценивания в форме моделей, учитывающих показатели нижних уровней. Подобные модели могли бы стать основой оценивания показателей функционирования РСЧС при изменении (или для прогноза) показателей подведомственных систем. Прогноз на основании таких моделей позволит своевременно принимать решения, предотвращающие снижение интегральных показателей ниже критического уровня.

Одной из групп таких моделей, широко применяемых в самых разных отраслях, являются искусственные нейронные сети (ИНС) [5, 6]. Применительно к задачам МЧС, и к управлению безопасностью в целом, в последние годы отечественными и зарубежными учеными проводятся исследования по применению ИНС в этой сфере. В частности, ИНС и другие средства искусственного интеллекта (ИИ) применяются для решения задач: прогнозирования количества пожаров [7]; управления пожарной безопасностью производственных объектов на основе расчёта пожарных рисков; решения задач классификации в системах поддержки принятия решений при предотвращении и ликвидации пожаров и ЧС; прогнозирования вероятности возникновения лесных пожаров [8] и динамики их распространения [9]. В зарубежных исследованиях средства ИИ применяются для обеспечения широкого спектра направлений комплексной безопасности от кибербезопасности до безопасности на авиалиниях [10-12].

Несмотря на очень широкое применение ИНС в системах распознавания объектов на изображениях (лиц, текстов, космических и аэроснимков и др.), в системах управления беспилотным транспортом, в робототехнических системах и в ряде других прикладных направлений, практически отсутствуют иссле-

дования применения технологий ИИ в иерархической системе управления РСЧС. Устранению этого недостатка призваны способствовать приоритетные направления развития науки, техники и технологий в МЧС РФ, определенные на перспективу до 2030 года. В них к числу приоритетных направлений отнесено и развитие автоматизированных систем поддержки принятия решений в РСЧС на основе развития цифровых технологий. Это направление подкрепляется и указом Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490 "О развитии ИИ в РФ".

Системы ИИ позволяют накапливать опыт специалистов и лиц, принимающих решения (ЛПР), различных уровней системы управления РСЧС, формализуя его в виде ИНС, экспертных систем (ЭС) и в других машинообучаемых формах¹. Поэтому рассматриваемая в работе задача использования ИНС для построения оценочных моделей в РСЧС является новой, крайне актуальной и перспективной.

Предметом данного исследования являются алгоритмы оценивания эффективности функционирования системы в целом (на уровне вышестоящей организации – ВСО) по данным (оценкам) эффективности функционирования нижележащих (подведомственных) звеньев (подведомственных организаций – ПВО) [13]. В работе рассматриваются ситуации реагирования РСЧС, которые могут быть представлены сценариями, например, крупные пожары в населенных пунктах, природные пожары, цунами, паводки и наводнения и т.п. Примерами разнотипных ЧС, имевших место в прошлом, могут быть: горение торфяников в 2010 году, сильные паводки на Дальнем Востоке в 2013 году, землетрясения в г. Нефтегорске на Сахалине в 2000 году и в Спитаке в 1988 году, в Ашхабаде в 1948 году, пандемия в 2020-2021 гг. и т.п. Но наибольший интерес представляет рассмотрение комплексных сценариев, где каждый частный требует своей доли общих ресурсов.

Состав и основные функции системы

Система реагирования на чрезвычайные ситуации в РФ, согласно Постановлению Правительства РФ от 30 декабря 2003 г. № 794 "О единой государственной системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций" (далее – Постановление № 794), включает 21 федеральный орган исполнительной власти (резиденты) с соответствующими функциональными подсистемами. Для обеспечения большей функциональной полноты в этот состав добавлена и такая подсистема как Федеральная пограничная служба (принадлежность ФСБ РФ). Это обусловлено такими событиями последнего времени, как пандемия, требующая гибкого и оперативного управления перекрытием границ РФ на тех или иных участках в обеспечение карантинных мероприятий. Фрагмент структуры РСЧС приведен на рис. 1.

Нумерация ФОИВ сохранена по Постановлению № 794. На схеме приведены лишь подсистемы (ФОИВ), рассматриваемые в дальнейшем. Эффективность реагирования РСЧС зависит как от функциональных возможностей под-

¹ Воронцов К. В. Машинное обучение. http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Машинное_обучение

систем (внутренние факторы), так и от возникающих ЧС (внешние факторы). Согласно Постановлению № 794 внешние факторы могут проявляться, например, в таких сценариях как: пожары в городской и сельской местности; аварии и катастрофы техногенного и природного характера; паводки весной и при обильных дождях в паводкоопасных районах РФ; эпидемии в отдельных регионах РФ и пандемии и др.

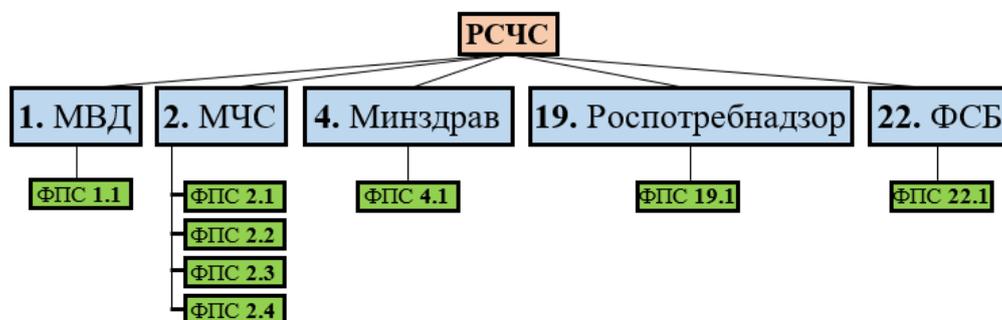


Рис. 1. Структура РСЧС (фрагмент) для выполнения комплексного сценария

Каждый из сценариев имеет свои показатели масштабов, интенсивности возникновения и динамики развития, которые требуют соответствующего им ресурсного обеспечения из резервов и пополнения от производства. Ресурсы, как любые запасы, ограничены и, как правило, пополняемы (возобновляемы). Динамика пополнения ресурсов также имеет свои ограничения, поэтому в тех случаях, когда потребности в ресурсах превышают имеющиеся текущие возможности обеспечения и пополнения, может возникать дефицит, приводящий к снижению эффективности функционирования РСЧС.

В табл. 1 приведен гипотетический пример трех отдельных сценариев и их потребностей в привлечении ресурсов ведомств и их функциональных подсистем (рис. 1).

Таблица 1

Участие резидентов и их функциональных подсистем в сценариях

Резиденты:	1	2	4	19	22
Сценарий 1	1	1	1	1	
Сценарий 2		1	1		1
Сценарий 3	1	1		1	
Сценарий комплексный	2	3	2	2	1

Символ "1" в таблице означает потребность участия в данном сценарии соответствующего ведомства с его ресурсами. В тех случаях, когда срабатывают одновременно все три сценария ("Сценарий комплексный"), от некоторых ведомств требуется участие одновременно в двух или трех частных сценариях, что требует обеспечения ресурсами всех объектов ЧС. В строке "Сценарий комплексный" табл. 1 цифры отражают общую потребность в условных единицах.

Постановка задачи

Эффективность РСЧС, как и любой сложной многоуровневой системы, описывается множеством показателей, отражающих различные стороны её функционирования [1]. Однако, для вышестоящих уровней управления важным является наличие некоторого обобщенного показателя, объединяющего в себе множество частных. Будем предполагать, что на нижних уровнях иерархии управления есть возможность оценивания интегральных показателей соответствующих звеньев с помощью методов экспертного оценивания [4] (реализованных в виде интерактивных тестов [13] в диалоговом режиме).

Будем считать, что необходимые оценки на самом нижнем уровне иерархии управления (в ПВО) получены и для ВСО. Возникает задача назначения весов оценкам, полученным от ПВО. Свертку оценок, полученных от ПВО, на уровне ВСО, без потери общности, будем искать в аддитивной линейной форме:

$$y = \sum_{g=1}^G \gamma_g x_g, \quad (1)$$

где x_g – интегральный показатель эффективности g -го ПВО;

γ_g – весовой коэффициент, отражающий вклад g -го ПВО в общий эффект.

Для весов γ_g должно выполняться условие нормировки: $\sum_{g=1}^G \gamma_g = 1$. Модель (1) может быть и полиномиальной – нелинейной по переменным x_g и линейной по коэффициентам γ_g (что важно для регрессионного анализа).

Вычисление интегрального показателя по формуле (1) является *прямой задачей* вычисления оценок вышестоящей организацией по аналогичным оценкам, полученным от всех ПВО. Для получения надежных оценок показателя y необходимо иметь и надежные оценки весов γ_g аддитивной свертки (1). Однако, как показывают исследования [14], ЛПР может успешно оперировать лишь с привычными ему объектами, в данном контексте – с конечными оценками y , а не с весами важности γ_g . Поэтому в работе ставится *обратная задача*: имея выборку из K наблюдений оценок интегральных показателей ВСО $\{y\}$, которые даны компетентными ЛПР ВСО на основании оценок $\{x_g\}$, полученных ими от ПВО, вычислить оценки весовых коэффициентов γ_g .

Полученные таким образом оценки коэффициентов γ_g в дальнейшем могут быть использованы и в режиме решения прямой задачи вычисления интегрального показателя ВСО. Такая задача может быть решена для любой ВСО в многоуровневой иерархии управления. Подобные оценки γ_g могут быть построены для различных сценариев, и затем использоваться в конкретном (рабочем) сценарии. Оценивание может проводиться как в режиме нормального функционирования системы, так и по результатам учений или деловой игры.

Поскольку поставленная задача относится к классу задач ретроспективной идентификации параметров модели заданной структуры, то для её решения можно воспользоваться, в частности, инструментарием обучаемых ИНС [5, 6].

Модельный пример. Исходные данные

Имитационное моделирование выполнено для сокращенной структуры РСЧС, представленной на рис. 1. Рассмотрено взаимодействие двух верхних уровней (рис. 1), где ВСО – это самый верхний уровень РСЧС, а ПВО – это министерства и ведомства, подчиненные ему непосредственно. Модельные значения весовых коэффициентов γ_g приняты соответственно: 0,1; 0,2; 0,4; 0,1; 0,2. Эти значения и предстоит оценить в процессе решения обратной задачи.

Имитационное моделирование проведено в среде *MS Excel* (с использованием опции "Генерация случайных чисел" надстройки "Анализ данных") на основе выборки объемом $K = 50$ наблюдений, состоящей из нормированных значений $x_g \in [0; 1]$ и выборки также нормированных значений интегральных показателей $y \in [0; 1]$.

Значения x_i имитировались с помощью случайных чисел, имеющих β -распределение, формирование которых проводилось методом обратных функций т.к. опция "Генерация случайных чисел" не имеет возможности непосредственной генерации этого вида распределения. Данное двухпараметрическое распределение выбрано для имитации в связи с тем, что оно определено на интервале $[0; 1]$ и позволяет формировать широкий спектр случайных величин – от равномерного до квазинормального. Плотность его распределения имеет вид:

$$f(\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad (2)$$

где α, β – параметры распределения; $B(\alpha, \beta)$ – β -функция вида:

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx. \quad (3)$$

В основу имитации значений x_i положен принцип ограниченности ресурсов ПВО, в соответствии с которым все ПВО разбиты на три категории в зависимости от того, в каком количестве частных сценариев одновременно они участвуют при реализации комплексного сценария (см. табл. 1). Поэтому, чем больше показатель количества одновременно обслуживаемых сценариев имеет ПВО, тем меньшее среднее значение имеет его β -распределение. Параметры (α, β) для β -распределений этих трех групп выбраны соответственно следующими: (5; 5), (10; 5), (30; 5).

В условиях практического применения предложенного подхода статистические данные должны формироваться в результате экспертного оценивания в форме тестирования. Они в статье не приводятся.

Нейросетевое моделирование

Искусственные нейронные сети (ИНС) [5, 6] относятся к классу статистических моделей и существуют как отдельная, интенсивно развивающаяся ветвь прикладной статистики. Для построения модели, позволяющей оценивать текущую эффективность работы РСЧС, построена нейронная сеть на основе использования модуля *STATISTICA Automated Neural Networks (SANN)* программной среды *STATISTICA 10* [5].

SANN, как инструментальная среда, выполняет в автоматическом режиме (*Automated*) основные трудоемкие рутинные процедуры по построению ИНС необходимой архитектуры (многослойный перцептрон/*multilayer perceptron* – МСП/*MLP* или сеть радиальных базисных функций – РБФ), с различным количеством нейронов в скрытом слое. Обучение ИНС (вычисление весовых коэффициентов связей элементов ИНС) выполняется с помощью одной из встроенных поисковых процедур (обычно это квазиньютоновский метод *BFGS* [5], или метод сопряженных градиентов, или градиентный спуск, или генетические алгоритмы). Функции активации нейронов также могут применяться различные – логистические, гиперболические, тождественные и др. *SANN* может формировать структуру, обучать и тестировать в одном сеансе множество альтернативных ИНС, вычисляя показатели качества каждого варианта сети. Пользователю остается лишь выполнить предварительные настройки – задать количество и типы ИНС, а также ряд других перечисленных выше параметров. После построения сетей следует выполнить постанализ, сравнив показатели качества построенных сетей. Выбранная наилучшая ИНС может быть использована для дальнейшего расширенного анализа и/или для её включения в контур управления. Среда *SANN* предоставляет достаточно широкие возможности сохранения построенной сети либо в собственном формате (для дальнейших исследований), либо в виде модуля, на одном из языков программирования (*C*, *C++*, *Java* и др.), для встраивания его в соответствующие прикладные программы.

Обучение множества нейронных сетей проводилось на выборке объемом в 50 наблюдений.

Были заданы следующие параметры построения сетей средствами *SANN*:

- архитектура ИНС – многослойный (трехслойный) перцептрон (*MLP*);
- диапазон варьирования количества нейронов в скрытом слое – от 3 до 11;
- количество обучаемых сетей – 50, из которых следует сохранить 12;
- функция ошибки – сумма квадратов;
- функции активации – тождественная, логистическая, гиперболическая;
- алгоритм обучения – *BFGS* (квазиньютоновский).

В табл. 2 приведены показатели 12-ти наилучших сетей, построенных *SANN* по заданным параметрам моделирования.

Таблица 2

Показатели двенадцати наилучших из построенных нейронных сетей

N	Архитектура сети	Производительность обучения	Контрольная производительность	Тестовая производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Функция активации скрытых нейронов	Функция активации выходных нейронов
1	MLP 5-9-1	0,9939	0,9979	0,9980	0,000036	0,000010	0,000012	Тождеств.	Тождеств.
2	MLP 5-3-1	0,9959	0,9978	0,9938	0,000021	0,000011	0,000031	Тождеств.	Тождеств.
3	MLP 5-4-1	0,9944	0,9979	0,9986	0,000031	0,000007	0,000009	Тождеств.	Тождеств.
4	MLP 5-3-1	0,9944	0,9987	0,9979	0,000028	0,000010	0,000015	Тождеств.	Тождеств.
5	MLP 5-11-1	0,9938	0,9976	0,9981	0,000037	0,000010	0,000012	Тождеств.	Тождеств.
6	MLP 5-5-1	0,9959	0,9963	0,9911	0,000020	0,000013	0,000032	Гипербол.	Тождеств.
7	MLP 5-5-1	0,9963	0,9976	0,9919	0,000018	0,000009	0,000030	Гипербол.	Тождеств.
8	MLP 5-4-1	0,9931	0,9983	0,9890	0,000041	0,000008	0,000044	Логистич.	Логистич.
9	MLP 5-7-1	0,9965	0,9953	0,9884	0,000017	0,000016	0,000066	Логистич.	Логистич.
10	MLP 5-5-1	0,9942	0,9936	0,9894	0,000030	0,000023	0,000056	Логистич.	Логистич.
11	MLP 5-7-1	0,9980	0,9955	0,9966	0,000010	0,000018	0,000015	Логистич.	Логистич.
12	MLP 5-6-1	0,9935	0,9962	0,9887	0,000036	0,000014	0,000046	Логистич.	Логистич.

В процессе обучения ИНС, при задании конфигурации очередной сети, *SANN* варьирует параметры случайным образом из множества заданных. Структура сети обозначается как *MLP a-b-c*, где *a* – количество входов сети (в модельном примере их 5, то есть x_1, \dots, x_5 , по количеству систем второго уровня); *b* – количество нейронов в скрытом слое; *c* – количество выходов сети (один, то есть y) и, соответственно, количество нейронов в выходном слое.

Используемые при генерации нейронных сетей три варианта функции активации (в общем виде – $A(z)$) представлены на рис. 2, а их выражения – тождественная $E(z)$, логистическая $L(z)$ и гиперболическая $H(z)$ (гиперболический тангенс) имеют следующий вид:

$$E(z) = z; \quad L(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}; \quad H(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}, \quad (4)$$

где z – значение переменной (аргумента) на входе функции активации произвольного нейрона;

e – константа (основание натурального логарифма).

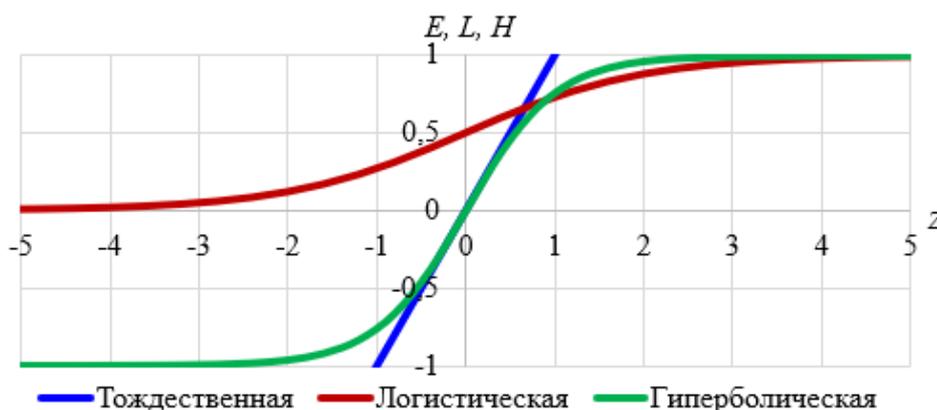


Рис. 2. Варианты функций активации, рассматриваемые при построении ИНС

В каждом нейроне реализуется следующая функциональная зависимость, связывающая его n входов с единственным выходом:

$$v = A \left(\sum_{k=0}^n w_k u_k \right), \quad (5)$$

где v – значение выходной переменной нейрона;

u_1, \dots, u_n – значения входных переменных нейрона;

$u_0 \equiv 1$ – порог, необходимый для формирования постоянной составляющей (смещения);

w_0 – вес, определяющий величину постоянного смещения на входе нейрона;

w_1, \dots, w_n – весовые коэффициенты (веса) входных переменных нейрона.

Обучение нейронной сети на обучающей выборке, содержащей совокупность входных переменных $\{\bar{x}_t\}$ (где t – текущий номер наблюдения, $t = 1, \dots, T$) и соответствующих им выходных переменных (отклика) $\{\bar{y}_t\}$, заключается в поиске значений вектора весов $\bar{w} \triangleq [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_n]^T$, где T – символ транспонирования, минимизирующих функцию невязки. В качестве невязки часто (и в нашем модельном примере тоже) используется сумма квадратов разностей прогнозных и наблюдаемых выходных значений сети.

В соответствии с технологией построения ИНС, применяемой в *SANN*, вся исходная выборка делится на три части:

- по первой (*обучающая выборка* – объемом 70 % от полной) производится обучение нейронной сети;

- по второй проводится контроль построенной сети (*контрольная выборка* – 15 %) после каждого шага обучения. Обучение продолжается до тех пор, пока уменьшается ошибка на контрольной выборке;

- по третьей осуществляется окончательное тестирование построенной сети (*тестовая/проверочная выборка* – 15 %) и эти значения в табл. 2 находятся в колонке "Тестовая производительность".

Производительность ИНС показывает, насколько хорошо сеть может предсказывать данные, которые не использовались при обучении. Показателем производительности в *SANN* служит коэффициент корреляции между целевым (из контрольной или тестовой выборки) и предсказанным (сетью) значением выходной переменной. Для ИНС он является некоторым аналогом такого показателя как коэффициент детерминации (R^2) в регрессионном анализе.

В теории нейронных сетей [5, 6] нет однозначных рекомендаций, как по показателям, приведенным в табл. 2, выбрать наилучшую сеть. На практике [5] часто важным полагается показатель *контрольной производительности* и соответствующая ему величина *контрольной ошибки*. Именно поэтому критерию из 12 ИНС, представленных в табл. 2, выбрана сеть № 8 архитектуры *MLP 5-4-1* (выделена жирным шрифтом), конфигурация которой представлена на рис. 3.

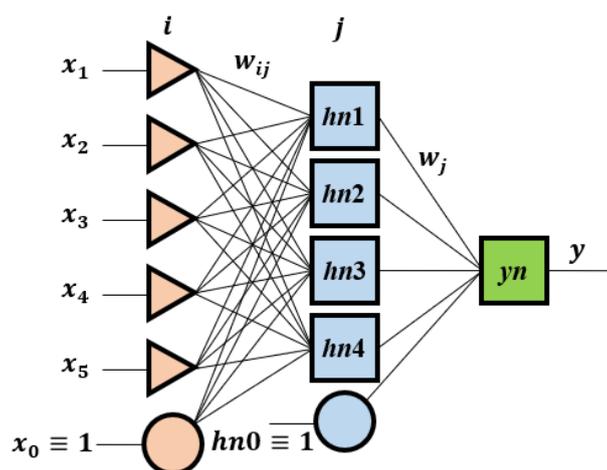


Рис. 3. Искусственная нейронная сеть MLP 5-4-1

На рис. 3 прямоугольниками изображены нейроны, из которых четыре нейрона ($hn1-hn4$) образуют скрытый слой и один (yn) – выходной слой. Треугольниками представлены входные сигналы (x_1, \dots, x_5 – значения интегральных показателей эффективности соответствующих ПВО). Круглыми элементами представлены пороги, формирующие смещения на нейроны, они всегда имеют единичное значение на входе. Каждая из связей (ребра графа) имеет свой вес – w_{ij} – от входов к нейронам скрытого слоя и w_j – от выходов нейронов скрытого слоя к единственному нейрону выходного слоя. Аналогичные веса имеют и пороговые элементы. Весовые коэффициенты построенной сети как для скрытого слоя (w_{ij}), так и для выходного (w_j), приведены соответственно в табл. 3 и табл. 4.

Функция, реализуемая построенной нейронной сетью, может быть записана в следующем виде:

$$y = L_{yn} \left(\sum_{j=0}^4 w_j \cdot \left(L_{hn}^j \left(\sum_{i=0}^5 w_{ij} \cdot x_i \right) \right) \right) \quad (6)$$

Таблица 3

Весовые коэффициенты нейронов и порога скрытого слоя

		Входы нейронов скрытого слоя			
		$hn1$	$hn2$	$hn3$	$hn4$
Входные переменные	Порог x_0	-1,480	-1,331	0,642	-6,176
	x_1	0,731	0,596	1,132	0,863
	x_2	1,101	1,466	2,388	1,121
	x_3	4,738	6,171	7,769	3,734
	x_4	0,237	0,147	1,359	1,397
	x_5	0,531	0,507	1,617	1,156

Таблица 4

Весовые коэффициенты выходного нейрона и его порога

		Выходы нейронов скрытого слоя и порог выходного нейрона				
		$hn0$	$hn1$	$hn2$	$hn3$	$hn4$
Выход	y	-5,055	2,925	2,020	-0,254	4,491

Эта функция является нелинейной в силу нелинейности функций активации $L_{yn}(z)$ и $L_{hn}^j(z)$, логистических как на скрытом, так и на выходном слоях. Модель (6) может быть использована для решения прямой задачи – оценивания показателя эффективности на уровне РСЧС для различных, в том числе комплексных, сценариев функционирования иерархической структуры.

Выводы

В современных условиях высокой активности дестабилизирующих факторов, действующих в различных сферах жизни общества, большое значение приобретают проактивные средства мониторинга и обеспечения эффективности функционирования обеспечивающих инфраструктурных систем в неблагоприятных ситуациях. В силу случайного характера возникающих ситуаций невозможно предусмотреть все случаи, однако наличие инструментальных средств моделирования позволит минимизировать возможный ущерб.

Предложенный в работе подход может стать основой для создания экспертной системы, позволяющей оценивать текущие и прогнозировать будущие значения интегральной эффективности функционирования РСЧС, как иерархической структуры.

Литература

1. Цвиркун А. Д. Управление развитием крупномасштабных систем в новых условиях // Проблемы управления. 2003. Вып. № 1. С. 34-43.
2. 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. Вып. 1 (71). С. 134-136. <http://academygps.ru/ttb>.
3. Овсяник А. И., Копнышев С. Л., Бурков В. Н., Щепкин А. В. О методике исследования достаточности мероприятий по обеспечению безопасности функционирования региона страны // Технологии техносферной безопасности. 2017. Вып. 2 (72). С. 147-154. <http://academygps.ru/ttb>.
4. Орлов А. И. Организационно-экономическое моделирование: учебник: в 3 ч. Ч. 2. Экспертные оценки. М.: изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2011. 486 с.
5. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под ред. В. П. Боровикова. М.: Горячая линия – Телеком. 2008. 392 с.
6. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия – Телеком. 2012. 497 с.
7. Кайбичев И. А., Кайбичева Е. И. Использование нейрона для прогнозирования количества пожаров в Российской Федерации // Техносферная безопасность. 2020. № 3 (28). С. 38-43.
8. Ясинский Ф. Н., Потемкина О. В., Сидоров С. Г., Евсеева А. В. Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике // Вестник Ивановского государственного энергетического университета. 2011. № 2. С. 82-84.
9. Станкевич Т. С. Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров // Бизнес-информатика.
10. Zhang X., Mahadevan S. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction and safety assessment // Decision Support Systems. Vol. 131. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113246>
11. Cavdur F., Sebatli A. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities // Decision Support Systems. Vol. 127. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113145>
12. Paul J. A., Zhang M. Decision support model for cybersecurity risk planning: A two-stage stochastic programming framework featuring firms, government, and attacker // European Journal of Operational Research. Vol. 291. Issue 1. 2021. pp. 349-364. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.013>
13. Вилисов В. Я., Суков И. Е. Инструменты внутреннего контроля: монография. М.: РИОР, 2016. 262 с.
14. Ларичев О. И., Мошкович Е. М. О возможностях получения от человека непротиворечивых оценок многомерных альтернатив // Дескриптивный подход к изучению процессов принятия решений при многих критериях: сб. трудов. М.: ВНИИСИ, 1980. Вып. 9. С. 3-26.

Материал поступил в редакцию 26 февраля 2021 г.; принят к публикации 15 июня 2021 г.

*N. G. Topolsky*¹, *S. Yu. Butuzov*¹, *V. Ya. Vilisov*², *V. L. Semikov*¹
(¹Academy of State Fire Service of EMERCOM of Russia, ²University of Technology;
e-mail: ntopolskii@mail.ru)

NEURAL NETWORK MODELING OF THE EFFICIENCY OF RESPONSE TO EMERGENCY SITUATIONS IN A MULTI-LEVEL CONTROL SYSTEM

ABSTRACT

Introduction. It is important to have models that adequately describe the relationship between the integral indicators of the functioning of the system with the particular indicators of the lower levels of management in complex control systems, in particular in RSChS. Traditional approaches based on normative models often turn out to be untenable due to the impossibility of covering all aspects of the functioning of such systems, as well as due to the high variability of the environment and the values of the set of target indicators. Recently, adaptive machine-learning models have proven to be productive, allowing build stable and adequate models, one of the variants of which is artificial neural networks (ANN), based on the solution of inverse problems using expert estimates. The relevance of the study lies in the development of compact models that allow assessing the effectiveness of the functioning of complex multi-level control systems (RSChS) in emergency situations, developing according to complex scenarios, in which emergencies of various types can occur simultaneously.

Goals and objectives. The purpose of the article is to build and test the technology for creating compact models that are adequate to the system of indicators of the functioning of hierarchically organized control systems. This goal gives rise to the task of choosing tools for constructing the necessary models and sources of initial data.

Methods. The research tools include methods for analyzing hierarchical systems, mathematical statistics, machine learning methods of ANN, simulation modeling, expert assessment methods, software systems for processing statistical data. The research is based on materials from domestic and foreign publications.

Results and discussion. The proposed technology for constructing a neural network model of the effectiveness of the functioning of complex hierarchical systems provides a basis for constructing dynamic models of this type, which make it possible to distribute limited financial and other resources during the operation of the system according to a complex scenario of emergency response.

Conclusion. The paper presents the results of solving the problem of constructing an ANN and its corresponding nonlinear function, reflecting the relationship between the performance indicators of the lower levels of the hierarchical control system (RSChS) with the upper level. The neural network model constructed in this way can be used in the decision support system for resource management in the context of complex scenarios for the development of emergency situations. The use of expert assessments as an information basis makes it possible to take into account numerous target indicators, which are extremely difficult to take into account in other ways.

Key words: emergency situations, hierarchical control system, efficiency, artificial neural network, expert assessments.

For citation: Topolsky N. G., Butuzov S. Yu., Vilisov V. Ya., Semikov V. L. Neural network modeling of the efficiency of response to emergency situations in a multi-level control system. *Tekhnologii tekhnosfernoj bezopasnosti / Technology of technosphere safety*, 2021, vol. 2 (92), pp. 79-93 (in Russian). <https://doi.org/10.25257/TTS.2021.2.92.79-93>

References

1. Cvirkun A. D. *Upravlenie razvitiem krupnomasshtabnykh sistem v novykh usloviakh* [Managing the development of large-scale systems in new conditions]. *Problemy upravleniia / Management problems*, 2003, no. 1, pp. 34-43.
2. Bedilo M. V., Butuzov S. Yu., Prus Yu. V., Ryzhenko A. A., Chursin R. G. The model of adaptive management of operational services of RSChS in emergency situations of interregional and federal level. *Tekhnologii tekhnosfernoj bezopasnosti / Technology of technosphere safety*, 2017, vol. 1 (71), pp. 134-136. Available at: <http://academygps.ru/ttb> (in Russian).
3. Ovsyanik A. I., Kopnyshev S. L., Burkov V. N., Schepkin A. V. The research methodology of sufficiency measures to ensure the safety functioning of the region. *Tekhnologii tekhnosfernoj bezopasnosti / Technology of technosphere safety*, 2017, vol. 2 (72), pp. 147-164. Available at: <http://academygps.ru/ttb> (in Russian).
4. Orlov A. I. *Organizatsionno-ekonomicheskoe modelirovanie: uchebnik: v 3 ch. Ch. 2. Ekspertnye ocenki* [Organizational and economic modeling: textbook: 3 parts; part 2. Expert assessments]. Moscow, Bauman Moscow State Technical University Publ., 2011, 486 p.
5. *Nejronnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologiya i tekhnologii sovre-mennogo analiza dannyh* [Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and Technologies of Modern Data Analysis]. Ed. by V. P. Borovikov, Moscow, Goryachaya liniya – Telekom Publ., 2008, 392 p.
6. Galushkin A. I. *Nejronnye seti: osnovy teorii* [Neural networks: basic theory]. Moscow, Goryachaya liniya – Telekom Publ., 2012, 497 p.
7. Kaibichev I. A., Kaibicheva E. I. Using a neuron to predict the number of fires in the Russian Federation. *Tekhnosfernaya bezopasnost / Technosphere safety*, 2020, no. 3 (28), pp. 38-43 (in Russian).
8. Yasinskij F. N., Potemkina O. V., Sidorov S. G., Evseeva A. V. *Prognozirovanie veroyatnosti vozniknoveniya lesnyh pozharov s pomoshch'yu nejrosetevogo algoritma na mno-goprocessornoj vychislitel'noj tekhnike* [Forecasting the probability of forest fires using a neural network algorithm on multiprocessor computers]. *Vestnik Ivanovskogo gosudarstvennogo energeticheskogo universiteta / Bulletin of Ivanovsk state energy university*, 2011, no. 2, pp. 82-84.
9. Stankevich T. S. *Primenenie svertochnykh nejronnykh setej dlya resheniya zadachi operativnogo prognozirovaniya dinamiki rasprostraneniya lesnyh pozharov* [Application of convolutional neural networks for solving the problem of operational forecasting of the dynamics of the spread of forest fires]. *Biznes-informatika / Business Informatics*, 2018, no. 4 (46), pp. 17-27. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2018.4.17.27>
10. Zhang X., Mahadevan S. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction and safety assessment. *Decision Support Systems*, vol. 131, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113246>
11. Cavdur F., Sebatli A. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities. *Decision Support Systems*, vol. 127, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113145>
12. Paul J. A., Zhang M. Decision support model for cybersecurity risk planning: A two-stage stochastic programming framework featuring firms, government, and attacker. *European Journal of Operational Research*, vol. 291, issue 1. 2021, pp. 349-364. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.013>
13. Vilisov V. Ya., Sukov I. E. *Instrumenty vnutrennego kontrolya: monografiia* [Internal control instruments: monograph]. Moscow, RIOR Publ., 2016, 262 p.
14. Larichev O. I., Moshkovich E. M. *O vozmozhnostyah polucheniya ot cheloveka neprotivorechivyyh ocenok mnogomernykh al'ternativ* [On the possibilities of obtaining from a person consistent estimates of multidimensional alternatives]. *Deskriptivnyj podhod k izucheniyu processov prinyatiya reshenij pri mnogih kriteriyah: sb. trudov VNIISI* [Proceed. of Conference "Descriptive approach to the study of decision-making processes under many criteria"], Moscow, All-Union Scientific Research Institute for System Research, 1980, vol. 9, pp. 3-26.

Received February 26, 2021; accepted June 15, 2021

Информация об авторах

ТОПОЛЬСКИЙ Николай Григорьевич
д-р техн. наук, профессор, заслуженный
деятель науки РФ; профессор кафедры
информационных технологий; Академия
Государственной противопожарной служ-
бы МЧС России; Российская Федерация,
г. Москва, ул. Бориса Галужкина, д. 4;
ORCID ID: 0000-0002-0921-4764, РИНЦ
Author ID: 114882; e-mail:
ntopolskii@mail.ru

БУТУЗОВ Станислав Юрьевич
д-р техн. наук, профессор; профессор
кафедры информационных технологий;
Академия Государственной противопо-
жарной службы МЧС России; Российская
Федерация, 129366, г. Москва, ул. Бориса
Галужкина, д. 4; ORCID ID: 0000-0003-
0465-1903; РИНЦ Author ID: 283236;
e-mail: s.butuzov@academygps.ru

ВИЛИСОВ Валерий Яковлевич
д-р эконом. наук; профессор кафедры
математики и естественнонаучных дисци-
плин; Технологический университет;
Российская Федерация, 141074, г. Королев,
улица Гагарина, 42; ORCID ID: 0000-0002-
2612-8593; ResearcherID: P-1650-2019;
Scopus Author ID: 57205441277; РИНЦ
Author ID: 521423; e-mail: vvib@yandex.ru

СЕМИКОВ Владимир Леонтьевич
д-р техн. наук, профессор, заслуженный
работник высшей школы РФ; профессор
кафедры управления и экономики ГПС;
Академия Государственной противопо-
жарной службы МЧС России; Российская
Федерация, 129366, г. Москва, ул. Бориса
Галужкина, д. 4; ORCID ID: 0000-0001-
6870-0562; РИНЦ Author ID: 432977;
e-mail: vlsemikov@km.ru

Information about the authors

TOPOLSKY Nikolay Grigirievich
Doctor of Technical Sciences, Professor,
Honored Scientist of the Russian Federation;
Professor of Department of Information
Technology; Academy of State Fire Service
of EMERCOM of Russia; Russian Federation,
129366, Moscow, Borisa Galushkina St., 4;
ORCID ID: 0000-0002-0921-4764,
RSCI Author ID: 114882; e-mail:
ntopolskii@mail.ru

BUTUZOV Stanislav Yurievich
Doctor of Technical Sciences, Professor; Pro-
fessor of Department of Information Technol-
ogy; Academy of State Fire Service
of EMERCOM of Russia; Russian Federation,
129366, Moscow, Borisa Galushkina St., 4;
ORCID ID: 0000-0003-0465-1903;
RSCI Author ID: 283236; e-mail:
s.butuzov@academygps.ru

VILISOV Valeriy Yakovlevich
Doctor of Economics Sciences; Professor
of Department of Mathematics and Natural
Sciences; University of Technology; Russian
Federation, 141074, Korolev, Gagarina St.,
42; ORCID ID: 0000-0002-2612-8593;
ResearcherID: P-1650-2019; Scopus Author
ID: 57205441277; RSCI Author ID: 521423;
e-mail: vvib@yandex.ru

SEMIKOV Vladimir Leont'yevich
Doctor of Technical Sciences, Professor,
Honored Worker of Higher School of the
Russian Federation; Professor of Department
of Management and Economics of the State
Fire Service; Academy of State Fire Service
of EMERCOM of Russia; Russian Federation,
129366, Moscow, Borisa Galushkina St., 4;
ORCID ID: 0000-0001-6870-0562; RSCI
Author ID: 432977; e-mail: vlse-
mikov@km.ru