УДК 316.6

© 2020 г. **В.М. Усков**, д-р мед. наук,

Н.И. Попов, канд. техн. наук,

В.Н. Попов

(Военный учебно-научный центр ВВС «Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», Воронеж)

ВЫЯВЛЕНИЕ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ В ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКОМ СОСТОЯНИИ СУБЪЕКТОВ, НАХОДЯЩИХСЯ В ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ УСЛОВИЯХ, НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ДЕРЕВЬЕВ РЕШЕНИЙ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Специфика деятельности сотрудников силовых структур при выполнении ими служебно-боевых задач в особых условиях определяет наличие факторов риска развития патологических состояний. С каждым годом общая доля невротических и психических расстройств увеличивается. Исследование имело цель определить глубину психоэмоциональных нарушений на основе методов деревьев решений и нейронных сетей. Пакет психодиагностических методик был подобран для диагностики состояния человека, постоянно сталкивающегося с травмирующими ситуациями. В результате исследования были выделены наиболее ярко проявляющиеся симптомы и особенности травмированной личности.

Ключевые слова: психические и эмоциональные нарушения, психологическое состояние, экстремальные ситуации, деревья решений, нейронные сети.

DOI: 10.22250/isu.2020.64.113-125

Введение

Министерство здравоохранения РФ и РАН уделяют большое внимание вопросам разработки новых технологий донозологической диагностики отклонений с целью укрепления здоровья и профилактики заболеваний. Однако в силу ряда причин, среди которых недостаточный уровень методического и технического обеспечения, отсутствие квалифицированных кадров и системы

их подготовки, модель оказания превентивной медицинской помощи (оздоровления) до настоящего времени не реализована. Несмотря на кажущееся изобилие самых различных способов оценки функционального состояния человека и оздоровительных технологий, консенсуса по унифицированным методикам донозологической диагностики и коррекции функциональных нарушений пока не достигнуто.

Очевидно, что методы донозологической диагностики должны отвечать определенным медицинским, социальным и экономическим требованиям — должны быть научно обоснованными и апробированными, экспрессивными, неинвазивными, относительно дешевыми и рассчитанными на массовое применение.

Специфика деятельности сотрудников органов внутренних дел (ОВД), МЧС, чаще всего при выполнении ими служебно-боевых задач в особых условиях, определяет наличие факторов риска развития патологических состояний.

С целью обеспечения высокой профессиональной надежности и профессионального долголетия, основой которых является уровень здоровья, выявляют донозологические (психические, соматические) состояния, осуществляя тем самым актуальные для отечественного здравоохранения превентивные функции по охране здоровья.

Адаптационные возможности организма (способность к уравниванию с окружающей средой) являются одним из фундаментальных свойств живой системы. Здоровье, как определенный уровень адаптационных возможностей организма (адаптоспособность или адаптационный потенциал), включает и понятие гомеостаза, который следует рассматривать в качестве конечного результата деятельности многочисленных функциональных систем, как целевую функцию многоуровневого иерархического управления в организме.

В 2001-2002 гг. разработан и принят стратегический «План развития здравоохранения РФ», в котором предусмотрен переход медицины от системы, ориентированной на лечение заболеваний, к системе охраны здоровья граждан, основанной на приоритете здорового образа жизни и направленной на профилактику болезней [1, 2].

Актуальность развития данного направления обусловлена тем, что в последнее десятилетие в структуре заболеваемости и смертности населения России прогрессируют социально зависимые и профессионально обусловленные дефекты здоровья (несчастные случаи, отравления и травмы, дезадаптивные синдромы, социально-экологическое утомление и переутомление, стрессогенные заболевания). С каждым годом в структуре заболеваемости увеличивается общая доля невротических и психических расстройств [3, 4].

Служба в структурах, где профессиональная деятельность подразумевает влияние экстремальных условий, связана с необходимостью постоянной работы в режиме большого напряжения и самоотдачи, эта деятельность связана с высокой степенью риска потери здоровья, а иногда и жизни, требует особого организационного построения и правил межличностного общения, повышенной социальной и профессиональной ответственности. Зачастую это приводит к нервно-психическому перенапряжению, у значительного числа сотрудников вызывает развитие состояний психической дезадаптации, проявляющихся социально-психологическими нарушениями жизнедеятельности, неблагоприятными изменениями личности, которые в дальнейшем отрицательно сказываются на состоянии здоровья, служебных и семейно-бытовых взаимоотношениях, увеличивают вероятность самоубийств.

В данных условиях трудно переоценить актуальность активного влияния на предупреждение возникновения нервно-психических расстройств, т.е. профилактику не только при обращении сотрудника в лечебное учреждение, но и активную, регулярную психопрофилактическую работу в виде плановых и целевых обследований в подразделениях. Соблюдение данного принципа позволяет своевременно прогнозировать развитие необратимых психопатологических явлений, процессов и не допускать их возникновения. Как показывают исследования, оценка степени психической адаптации актуальна не только при профотборе на службу, но и при выполнении деятельности, связанной с постоянным влиянием экстремальных факторов [3, 4].

Материалы и методы

Из множества современных методов распознавания образов и получения данных [5 – 9], допускающих их использование при разработке медицинских интеллектуальных систем, можно выделить следующие:

- поиск законов FL (Find Laws) – эволюционное программирование;
- поиск зависимостей FD (Find Dependencies) – универсальный препроцессор;
- классификация CL (Classify) – на основе функции принадлежности;
- деревья решений DT (DecisionTree) – классификация на основе деревьев решений;
- кластеризация FC (Cluster) – многомерный кластеризатор;
- PN (PolyNet Predictor) – полиномиальная нейронная сеть;
- LR (Linear Regression) – множественная линейная регрессия;
- метод "ближайшего соседа" (MB) – гибрид алгоритма Nearest Neighbor и генетических алгоритмов;

общая статистика SS (Summary Statistics) – модуль суммарной статистики.

В данном исследовании рассмотрим методы деревьев решений и нейронных сетей.

Деревья решений являются упрощенной формой индукции логических правил. Основная идея их использования заключается в последовательном разделении обучающего множества на основе значений выбранного атрибута, в результате чего строится дерево, содержащее терминальные узлы (узлы ответа), задающие имена классов, и нетерминальные узлы (узлы решения), включающие тест для определенного атрибута с ответвлением к поддереву решений для каждого значения этого атрибута.

Полученные результаты и обсуждение

Дерево решений определяет классификационную процедуру естественным образом, т.е. любой объект связывается с единственным терминальным узлом. Эта связь начинается с корня, проходит путь по дугам, которым соответствуют значения атрибутов, и доходит до узла ответа с именем класса. Дерево решений является наглядным представлением процедуры определения принадлежности объекта к тому или иному классу. Каждый узел дерева определяет имя класса или тест, в соответствии с результатами которого производится дальнейшее разбиение на поддеревья. Формально дерево решения определяется как структура, состоящая из листовых узлов, содержащих название класса; не листовых узлов (или узлов решения), содержащих атрибутный тест и соединенных с другими узлами в соответствии со значениями тестируемого атрибута.

Примеры алгоритмов построения дерева решений

Каждый пример описывается списком пар атрибут – значение и приписывается к тому или иному классу. Обозначим множество атрибутов, используемых для описания примеров: a_i – конкретный атрибут; $a_i \in A$, $1 \leq i \leq |A|$; $|A|$ – число атрибутов. Для каждого атрибута a_i введем множество возможных значений V_i ; v_{ij} – конкретное значение атрибута, $1 \leq j \leq |V_i|$; $|V_i|$ – число значений, которое может принимать атрибут a_i .

Алгоритм построения дерева решений основан на вычислении для каждого атрибута a_i теоретико-информационной E -меры, основанной на энтропии. E -мера вычисляется следующим образом.

Для данного узла пусть: p – число положительных примеров; n – число

отрицательных примеров; p_{ij} – число положительных примеров со значением v_{ij} атрибута a_i ; n_{ij} – число отрицательных примеров со значением v_{ij} атрибута a_i . Тогда

$$E(a_i) = \sum_{j=1}^{|v_i|} \frac{p_{ij} + n_{ij}}{p + n} I(p_{ij}, n_{ij}), \quad (1)$$

$$I(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{если } x = 0, \\ 0, & \text{если } y = 0, \\ -\frac{x}{x+y} \log \frac{x}{x+y} - \frac{y}{x+y} \log \frac{y}{x+y}, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (2)$$

Для построения дерева решений, ориентированного на определение степени психической адаптации субъекта по набору входных признаков, использовалась обучающая выборка. Формирование выборки было проведено по данным исследования 92 субъектов, чья деятельность связана с экстремальными факторами. Были взяты статистические данные по трем группам субъектов – кандидатов, принимаемых на службу, связанную с экстремальными факторами, у которых в дальнейшем наблюдались три состояния: адаптация, частичная адаптация и дезадаптация [3, 6 – 9].

Каждый субъект характеризуется 48 признаками, характеризующими индивида с психодиагностической точки зрения (личностные черты, психофизиологические, анамнестические и социальные данные). В свою очередь каждый признак оценен экспертом по степени выраженности (от 0 до 3 баллов):

отсутствие признака, диапазон отклонений качества от среднего значения больше $-1,5 a$;

слабая выраженность признака, диапазон отклонений качества от среднего значения от $-1,5 a$ до $-1,0 a$;

средняя выраженность признака, диапазон отклонений качества от среднего значения от $-1,0 a$ до $1,0 a$;

сильная выраженность признака, диапазон отклонений качества от среднего значения $1,0 a$ до $1,5 a$.

Эти результаты отражают степень выраженности признаков, характеризующих основные психологические свойства и процессы человека. Поскольку по каждому субъекту известен диагноз, мы можем подавать на вход системы все новые данные (случаи) с установленным выходным параметром (степенью адаптации). Таким образом, проводится обучение системы [3, 6, 7].

В выборке содержатся базовые признаки, описывающие состояния субъектов с психофизиологической точки зрения и заранее известные результаты диагностики. Далее использовалась программа Deductor. После процедуры обучения получено дерево, представленное на рис. 1.

Рис. 1. Дерево решений, по оценке степени психической адаптации.

Каждый узел представленного дерева решений (рис. 1) подразумевает выполнение (или невыполнение) определенного условия: наличия у конкретного базового признака той или иной степени выраженности. Признаки (F18, F22, F45 и т.д.) указаны в соответствии с их порядковыми номерами. Параметр «Диаг» (следствие) принимает три значения: «А», «Ч/а» и «Д/а», что соответствует трем диагностируемым состояниям субъекта: «адаптация», «частичная адаптация» и «дезадаптация». Через перечисленные параметры интерпретируются решающие правила типа «если..., то...». Как отмечалось ранее, такую структуру удобно использовать для построения логических моделей и написания программного алгоритма.

Пример модели оценки степени психической адаптации

Логическая структура, наглядно показывает выявленные на базе обработанного статистического материала скрытые закономерности – решающие правила. Каждая ветвь дерева решения может быть представлена в виде решающего правила, которое формируется последовательным выполнением условий соответствующих узлов, предшествующих на пути от «корня» к «листу» данной ветви. Все решающие правила данного дерева решений, формирующиеся последовательным выполнением условий соответствующих узлов, представлены в табл. 1.

Таблица 1

N	Условие	Следствие	Поддержка		Достоверность	
			%	Кол-во	%	Кол-во
1	$\underline{F45} = 0$	Д/а	1,14	1	100,00	1
2	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 0 \text{ и } \underline{F4} = 1$	Д/а	6,82	6	66,67	4
3	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 0 \text{ и } \underline{F4} = 2$	Ч/а	7,95	7	100,00	7
4	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 0 \text{ и } \underline{F4} = 3$	Ч/а	0,00	0	0,00	0
5	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 1$	Ч/а	4,55	4	75,00	3
6	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 2$	Д/а	2,27	2	100,00	2
7	$\underline{F45} = 1 \text{ и } \underline{F47} = 3$	Д/а	9,09	8	100,00	8
8	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 1$	Д/а	4,55	4	100,00	4
9	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 2$ $\text{и } \underline{F30} = 0$	Ч/а	5,68	5	100,00	5
10	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 2$ $\text{и } \underline{F30} = 1$	Д/а	2,27	2	100,00	2
11	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 2$ $\text{и } \underline{F30} = 2$	Ч/а	4,55	4	75,00	3
12	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 2$ $\text{и } \underline{F30} = 3$	Д/а	1,14	1	100,00	1
13	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 1 \text{ и } \underline{F26} = 3$	Д/а	0,00	0	0,00	0
14	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 1$	Ч/а	4,55	4	100,00	4
15	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 2$ $\text{и } \underline{F48} = 0$	Ч/а	6,82	6	83,33	5
16	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 2$ $\text{и } \underline{F48} = 1$	А	3,41	3	100,00	3
17	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 2$ $\text{и } \underline{F48} = 2$	А	5,68	5	80,00	4
18	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 2$ $\text{и } \underline{F48} = 3$	А	1,14	1	100,00	1
19	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 2 \text{ и } \underline{F22} = 3$	Д/а	1,14	1	100,00	1
20	$\underline{F45} = 2 \text{ и } \underline{F18} = 3$	А	4,55	4	75,00	3
21	$\underline{F45} = 3$	А	22,73	20	90,00	18

Построение моделей оценки степени психической адаптации на основе метода деревьев решений позволит установить в явном виде зависимости между набором признаков, характеризующих психофизиологические параметры субъекта, и его психическим состоянием.

Апробация построенной модели была проведена на контрольной выборке, включающей статистику по 30 субъектам, не вошедшим в обучающую выборку; лишь два примера из этого множества были распознаны неверно. Таким образом, процент распознавания этой модели – 93,3 %. Данные модели наглядно отражают зависимость осложнения от каждого из параметров, не

требуют сложных вычислений для получения ответа, однако являются упрощенными и в ряде случаев не позволяют добиться необходимой уверенности в ответе. В таких случаях рекомендуется использовать нейросетевые модели, позволяющие получить более точный результат. Это объясняется возможностью нейросетевых моделей в процессе обучения отыскать скрытые закономерности в запутанных данных.

Пример создания прогностических моделей на основе искусственных нейронных сетей

Искусственные нейронные сети имеют существенно большие возможности по созданию прогностических моделей, чем методы традиционного статистического моделирования. Некоторые из нейросетевых алгоритмов можно рассматривать как «суперрегрессию», которая обобщает традиционные регрессионные методы. Нейронные сети значительно увеличивают точность аппроксимации, они не зависят от использования линейной суперпозиции и разложений по ортогональным функциям. Эти методы можно рассматривать как включенные механизмы работы сетей. Точность аппроксимации, достигаемая нейронными сетями, особенно повышается по сравнению с классическими методами в пространствах большой размерности, где методы регрессионного анализа часто приводят к построению искусственных конструкций и чрезмерному росту степени аппроксимирующего полинома, а Фурье-анализ – к перерегулированию.

Существует теорема, показывающая, что с помощью нейронной сети, обученной посредством метода обратного распространения ошибки, можно осуществить практически любую функцию с любой степенью аппроксимации. Точность зависит от количества нейронов в скрытых слоях.

Так как аппроксимация неизвестной математической функции является одной из центральных проблем в задачах медицинской диагностики, то благодаря вышеупомянутым свойствам, нейронные сети представляются мощным инструментом построения высокоэффективных моделей для большинства областей практической медицины, изучающей такую сложную диффузную стохастическую систему, как человеческий организм, где часто приходится сталкиваться с существенно нелинейными зависимостями [3, 5].

Обучение нейронных сетей распознаванию образов реализуется в соответствии со следующим математическим приемом. На вход нейронных сетей поступают значения признаков $x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)$ объекта распознавания ω из множества объектов-образов Ω . Предполагается, что множество Ω разбито

на непересекающиеся классы $\Omega_1, \dots, \Omega_m$. На выходе выдается значение функции $y(\omega) = \rho(x_1(\omega), \dots, x_n(\omega))$, сопоставляющей каждому объекту $\omega \in \Omega$ номер k класса Ω_k , к которому он относится.

Рассматриваемые нейронные сети содержат три скрытых слоя:

элементов вычисляющих значения скалярных функций $v_j = \phi_{i(j)}(x_{i(j)} - d_j)$, $j = 1, \dots, L$, где L – число элементов; $i(j)$ – индекс входного признака;

полиномиальных элементов, вычисляющих значения произведений вида $u_k = v_{i(k,1)} \cdot \dots \cdot v_{i(k,Nk)}$, где $i(j,t)$ – номер t -го входного сигнала k -го элемента из предыдущего слоя; $k = 1, \dots, N$, N – число элементов в слое;

из одного линейного элемента, вычисляющего линейное выражение $z = u_0 + w_1 u_1 + \dots + w_N u_N$, где $w_1, \dots, w_N$ – весовые коэффициенты.

Таким образом, три слоя в совокупности реализуют полином от элементарных скалярных функций $\phi_{i(j)}$ от любой из переменных $x_1, \dots, x_n$. Выходное значение НС формирует элемент, реализующий функцию выхода $y = \sigma(z)$.

Особенность выбора элементарных функций $\phi_{i(j)}$ состоит в том, чтобы они на своей области определения (включающей множество значений соответствующего признака) удовлетворяли требованию:

$$\phi_{i(j)}(x) \geq 0 \text{ и } \forall x_1, x_2 \exists d \phi_{i(j)}(x_1 - d) = 0 \text{ и } \phi_{i(j)}(x_2 - d) \neq 0.$$

Таковыми функциями могут служить следующие:

$$x, \operatorname{sgn} x, |x|^p \operatorname{sgn} x, \operatorname{sgn} x(1 - e^{-ax}), \operatorname{sgn} x |x|^p e^{-ax}, \quad (3)$$

где $p, a > 0$; $\operatorname{sgn} x$ – пороговая функция, равная 1, если $x > 0$ и 0 в противном случае. В качестве функции выхода выступает функция $\operatorname{sgn} z$ или ее многозначный вариант: $\operatorname{sgn}(z - z_0) + \dots + \operatorname{sgn}(z - z_{m-1})$, который принимает уже значения 0, 1, ..., $m - 1$ в зависимости от того, в какой из промежутков $[-\infty, z_0]$, $[z_0, z_1]$, ..., $[z_{m-1}, +\infty]$ попадет число z .

Обучение нейронных сетей осуществляется по обучающей выборке, составленной из пар $\langle y(\omega^0), (x_1(\omega^0), \dots, x_n(\omega^0)) \rangle$ на некотором обучающем множестве объектов-образов Ω^0 . Их обучение сводится к задаче построения полинома от элементарных функций, для которого на некотором обучающем множестве входных значений переменных $x_1, \dots, x_n$ заданы промежутки, куда попадают значения полинома.

В основе рекурсивного алгоритма построения полинома лежит следующее рассуждение. Пусть значения полинома P , заданного на множестве X , попадают в промежутки с концами a_i и b_i ($a_i < b_i$), соответственно (допускается,

чтобы $a_i = -\infty$ или $b_i = +\infty$), индекс i пробегает номера точек в X . По предположению относительно элементарных функций найдется функция ϕ_i , переменная i и параметр d такие, что они разбивают множество X на два непустых подмножества X_1 и X_0 , причем $\phi_i(x_i - d)$ равна 0 на X_0 и отлична от 0 на X_1 . Полином P представляем в виде:

$$P = P_0 + \phi_i(x_i - d) \cdot P_1. \quad (4)$$

Строим полином P_0 по множеству X_0 , на котором он тождественно равен P . Потом находим промежутки, в которые попадают значения полинома P_1 на множестве X_1 , по формуле:

$$a_{1y} = (a_y - P_0(x)) / \phi_i(x_i - d), \quad b_{1y} = (b_y - P_0(x)) / \phi_i(x_i - d), \quad (5)$$

где a_y и b_y – концы промежутка, в который попадает значение полинома P в точке x из множества X_1 ; a_{1y} и b_{1y} – концы промежутка, в который будут попадать значения полинома P_1 ; x_i – значение i -й компоненты $x = (x_1, \dots, x_n)$. Поскольку мощности множеств X_1 и X_0 меньше мощности множества X , то это рассуждение является основой для редукции задачи построения полинома P на X к двум «более простым» задачам построения полиномов P_1 и P_0 , соответственно на множествах X_1 и X_0 . Процедура редукции задачи не производится, если у всех промежутков, в которые попадают значения P на X , есть общая точка пересечения w . Тогда полагаем: $P \equiv w$.

В результате применения рекурсивной процедуры редукции задач получаем искомый полином, описывающий нейронные сети. Для обучения нейронной сети использовалась обучающая выборка. Каждый пример представляет собой задачу одного и того же типа с индивидуальным набором условий (в данном случае это признаки, описывающие состояния субъектов с психофизиологической точки зрения) и заранее известным ответом (диагнозом).

Проектирование нейросетевой модели оценки степени психической адаптации субъекта

Для проектирования нейросетевой модели оценки степени психической адаптации субъекта в условиях экстремальной ситуации использовалась программа Deductor. Данное программное обеспечение позволяет проектировать нейромодели слоистой архитектуры с произвольным количеством нейронов на каждом слое, а также предоставляет расширенные возможности по оптимизации структуры нейросети. Для выявления соответствия состояний субъектов определенной степени психической адаптации была создана четырех-

слоистая гомогенная нейросеть, включающая 48 входных признаков, 48 входных нейронов, 3 скрытых нейрона, 1 выходной нейрон.

Проиллюстрировать решение данной задачи можно на примере выявления степени психической адаптации при помощи многослойных нейронных сетей. С помощью программы Deductor была обучена нейронная сеть, которая в дальнейшем может использоваться для прогнозирования адаптивного состояния субъектов. Результаты процесса обучения показаны на рис. 2.

Рис. 2. Погрешность обучения нейронной сети по степени психической адаптации.

На данной выборке удалось добиться достаточно высокой точности — лишь 1 пример из 92 был неверно распознан алгоритмом (1,08 %). Таблица сопряженности обученной нейронной сети показана на рис. 3.

Фактически	Классифицировано			
	А	Д/а	Ч/а	Итого
А	31			31
Д/а	1	28		29
Ч/а			32	32
Итого	32	28	32	92

Рис. 3. Таблица сопряженности обучения нейронной сети по оценке степени психической адаптации.

После того как нейронная сеть обучена, можно подавать на ее вход данные, которые не были использованы при обучении. По входным факторам система будет определять выходной, т.е. прогнозировать состояние субъекта (степень психической адаптации) с достаточно высокой точностью (рис. 4).

Апробация построенной модели была проведена на контрольной выборке, включающей статистику по 30 субъектам, не вошедшим в обучающую выборку: 23 субъекта вошли в тестовое множество; 7 — в валидационное, один пример из этого множества был распознан неверно.

Рис. 4. Задание параметров из контрольной выборки.

В табл. 2 приведены результаты апробации моделей знаний по оценке степени психической адаптации.

Таблица 2

Метод добычи данных	Контрольная выборка, количество примеров		Количество неверно распознанных примеров	Процент распознавания, %
	Тестовое множество	Валидационное множество		
Деревья решений	30	—	2	93,3
Нейронные сети	23	7	1	96,7

Таким образом, полученные на основе методов деревьев решений и нейронных сетей модели оценки степени психической адаптации субъекта в условиях экстремальной ситуации могут быть представлены в виде распознающих правил и загружены в базу знаний интеллектуальной диагностической системы.

Заключение

Автоматизированная диагностика и выбор психопрофилактической реабилитационной работы возможны с использованием разработанного программно-аппаратного комплекса, позволяющего осуществлять диагностику на основе анализа значимости признаков и формирования моделей диагностики на основе методов деревьев решений и логических алгоритмов. Это помогает своевременному выявлению факторов, свидетельствующих о выраженной эмоциональной напряженности, способствует не только правильному экспертному решению, но и своевременному проведению психокоррекционных и реабилитационных мероприятий с сотрудниками, со стажерами. Полу-

ченные результаты используются для разработки коррекционно-развивающих программ, направленных на оптимизацию адаптации сотрудников к служебной деятельности. Оценка эффективности универсального автоматизированного экспертно-диагностического комплекса средств профессиональной психодиагностики, основанная на анализе показателей заболеваемости психическими расстройствами, восстановлении психоэмоционального состояния и функциональных резервов, а также ранней увольняемости и по отрицательным мотивам, показала ее социальную целесообразность.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Викторов В.А.* О развитии медико-технической науки // Вестник РАМН. – 2001. – №5.
2. Методические указания «Факторы группы риска и профессиональная пригодность кандидатов, поступающих на службу в органы внутренних дел». – М., 1999.
3. *Склярова Т.П., Струк Ю.В.* Моделирование и алгоритмизация процессов диагностики и прогнозирования состояний дезадаптации в экспертной практике профотбора кандидатов на службу в системах МВД и МЧС // Вестник ВГТУ. – 2006. – Т.2, №4. – С. 20-23.
4. *Склярова Т.П., Бутурлакина Е.Н., Куликова Е.В.* Роль профессионального отбора в профилактике психосоматических расстройств и социально-психологической дезадаптации среди сотрудников органов внутренних дел // Материалы науч.-практ. конф. «Образ жизни и здоровье человека». – Воронеж, 1999. – С. 93-96.
5. *Усков В.М., Пасмурнов С.М., Хаустов В.И.* Нейронное моделирование в кардиологии.. – Воронеж: Изд-во им. Е.А. Болховитинова, 2002.
6. *Усков В.М., Казьмина И.Г.* Программный комплекс для расчета и оценки здоровья населения от загрязнения атмосферного воздуха // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. Журнал практической и теоретической биологии и медицины. – 2016. – Т. 15, №1. – С. 115-118.
7. *Усков В.М., Теслинов И.В., Маркова Т.В.* Математическое моделирование функционирования медицинских систем как элемент технологии симуляционного обучения // Прикладные информационные аспекты медицины. Научно-практический журнал. – 2018. – Т. 21, № 2. – С. 167-171.
8. *Bronzino J.D.* The Biomedical Engineering Handbook. Second Edition, IEEE Press, 2000.
9. *Cohen P., Day D., Delisio J. et al.* Management of uncertainty in medicine // 6th Annu. Int. Phoenix Conf. Comput. and Common, Scottsdale, Ariz., Conf. Proc. Washington. 1987. – P. 501-506.

Статья представлена к публикации членом редколлегии О.С. Амосовым.

E-mail:

Усков Валентин Михайлович – vm.uskov.card@mail.ru;

Попов Николай Иванович – propov2009@yandex.ru;

Попов Владимир Николаевич – porovemercom@mail.ru.