

**ВОСЬМОЙ СТРАТЕГИЧЕСКИЙ ПРИОРИТЕТ
НАЦИОНАЛЬНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ: МЕТОД МОНИТОРИНГА
ОНЛАЙН-СОСТОЯНИЯ ДОСТИЖЕНИЙ ЦЕЛЕЙ ВОСЬМОГО ПРИОРИТЕТА
СТРАТЕГИИ НАЦИОНАЛЬНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ
НА ОСНОВЕ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

А.А. Звягин¹, А.Ю. Истратов²

¹ АНО «Содействие и развитие инноваций в научно-производственной сфере»,
г. Москва

² Московский институт электроники и математики им. А.Н. Тихонова НИУ ВШЭ,
г. Москва

© Звягин А.А., Истратов А.Ю., 2024
DOI: 10.46573/2409-1391-2024-4-90-99

***Аннотация.** В статье излагаются некоторые результаты инициативной научно-исследовательской разработки членов междисциплинарной научной школы «Промышленная управленческая элита развития» АНО «Развитие инноваций» под названием «Защита традиционных российских духовно-нравственных ценностей, культуры и исторической памяти как восьмой стратегический приоритет национальной безопасности». Указывается, что для обоснования принимаемых решений в условиях частичной или повышенной неопределенности необходимо применять методы экспертного оценивания и что метод, используемый в модели Истратова – Звягина, в этом смысле не является исключением. На основе математической модели нейронной сети описывается метод мониторинга онлайн-состояния достижений целей восьмого приоритета стратегии национальной безопасности (полезная модель Истратова – Звягина). Отмечается, что этот метод по формальным признакам относится к числу экспертно-статистических в части получения и интегрированной обработки информации объективного и экспертного происхождения. Делается вывод, что практическая реализация описанной модели на национальном и региональном уровнях требует предварительного проведения научно-исследовательской работы (например, на базе одного из научно-исследовательских институтов, специализирующихся на вопросах получения и обработки статистической информации).*

***Ключевые слова:** приоритет, стратегия, национальная безопасность, мониторинг, онлайн-состояние, математическая модель, нейронная сеть.*

Полезная модель Истратова – Звягина (в данный момент принята на рассмотрение Роспатентом) относится к числу экспертно-статистических методов, предназначенных для получения и интегрированной обработки информации объективного и экспертного происхождения. Она состоит из четырех частей. В первую входят выделение определяющих выражений (характеристик) восьмого приоритета в качестве основных параметров в составе статистических и данных социологических опросов и установление классов угроз достижениям целей обозначенного приоритета стратегии национальной безопасности. Ко второй части относится экспертно-оценочная обработка полученной статистической и эмпирической информации (подготовка к использованию в математическом моделировании). Третья часть – выбор

математической модели на основе нейросетевой технологии (искусственного интеллекта для обработки больших и сложных наборов данных в режиме реального времени), а четвертая – обучение нейросетевой модели. Рассмотрим каждую из них в отдельности.

Выделение определяющих выражений (характеристик) восьмого приоритета в качестве основных параметров и определение классов угроз

В рамках инициативной научно-исследовательской разработки членов междисциплинарной научной школы «Промышленная управленческая элита развития» АНО «Развитие инноваций», носящей название «Защита традиционных российских духовно-нравственных ценностей, культуры и исторической памяти как восьмой стратегический приоритет национальной безопасности», были выявлены и обоснованы шесть определяющих выражений (характеристик) восьмого приоритета (рис. 1). Классы угроз достижению целей вышеназванного приоритета и входная информация для соответствующего класса приведены в таблице.

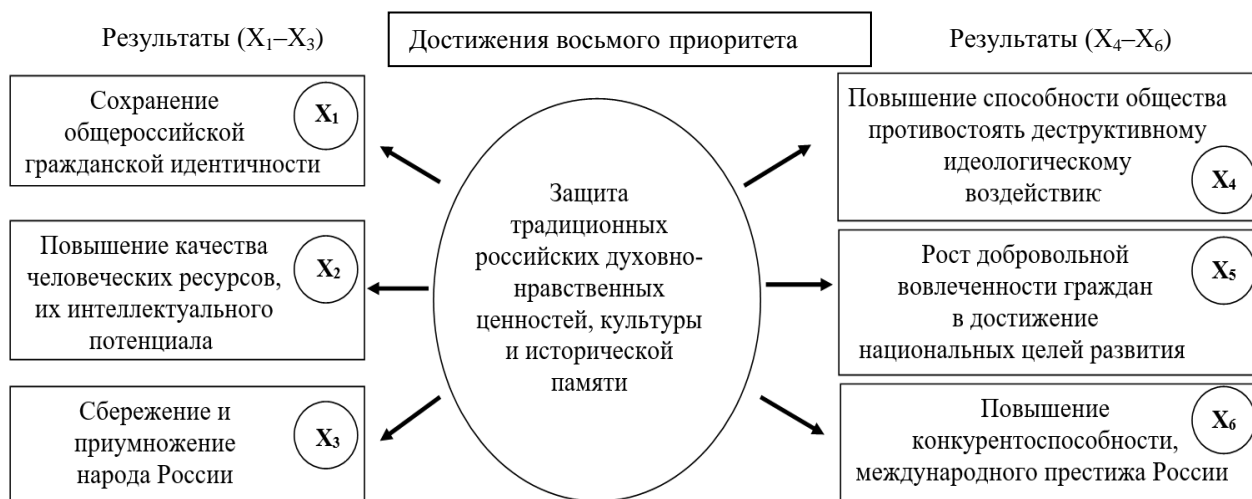


Рис. 1. Основные взаимовлияющие выражения (характеристики) достижений восьмого приоритета национальной безопасности X₁-X₆, расположенные по порядку уменьшения веса значимости (составлено авторами)

Наличие угроз в зависимости от степени возможного ущерба, охвата территорий и населения

| Наименование класса угроз | Описание | Охват (территория, население) | Результат | Предел |
|-----------------------------|--|-------------------------------|------------------------|--------|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Фатальные (K ₁) | Слом общественного сознания, открытое проявление социальной, расово-национальной, религиозной ненависти и вражды | Россия, более 50 % ее граждан | Разрушение государства | -1 |

Окончание таблицы

| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|--------------------------|---|--|---|------|
| Критические (K_2) | Долговременное негативное влияние на психику людей для возбуждения и побуждения массового сознания на слом устоявшегося общественного здания | Федеральный округ РФ, более 50 % его граждан | Велика вероятность гражданского противостояния | -0.5 |
| Значимые (K_3) | Негативное возбуждение группового сознания граждан субъекта РФ, направленное на слом/изменение устоявшегося общественного состояния в группах молодежи, пенсионеров и т. п. или в отраслевых группах (у шахтеров, работников сельского хозяйства и пр.) | Более 50 % граждан субъекта РФ или сопоставимое число в группах или отраслях экономики, подвергающихся воздействию | Нахождение в напряженном и неустойчивом равновесии | 0.0 |
| Незначительные (K_4) | Ухудшение репутации, психического самочувствия конкретного человека или малой группы лиц: посягательство на доброе имя и деловой авторитет, нарушение психического равновесия | Индивиды, малые группы, организации | Опасность на уровне комфорта, но не безопасности, если нет нагнетания | +0.5 |
| Ненаблюдаемые (K_5) | Угрозы устранены или отсутствуют | – | Опасность для государства отсутствует | =1.0 |

*Обработка статистической и эмпирической информации
(подготовка к использованию в математическом моделировании)*

Мониторинг достижения целей государственной политики по сохранению и укреплению традиционных ценностей базируется на официальной статистической информации; выводах социологических исследований; результатах мониторинга проблемных ситуаций, связанных с сохранением и укреплением традиционных ценностей (по субъектам РФ и сферам ответственности органов власти). Значение параметров (проценты, доли и пр.) масштабируются в интервале от 0 до 1. Следовательно, в математических вычислениях требуется определить коэффициент важности для полученных статистических и опросных данных при расчете суммарного (конечного) значения определяющего параметра; выявить коэффициент воздействия (поскольку все шесть определяющих параметров взаимно влияют друг на друга); найти диапазоны изменений в разбросах параметров X_1 – X_6 .

Для обоснования принимаемых решений в условиях частичной или повышенной неопределенности применяются методы экспертного оценивания. Метод, используемый в полезной модели Истратова – Звягина, в этом смысле не является исключением. Например, метод Дельфи, придуманный в 1950–1960-х годах стратегическим исследовательским центром RAND в США, впервые среди прочих методов был применен в задачах прогнозирования воздействия научных разработок будущего на способы ведения военных действий. Отметим, что в СССР также разрабатывались теории выбора в ситуации принятия решений, методы анализа больших объемов социальной и экономической информации, в том числе экспертного происхождения [2; 3]. Основа этих схожих методов оценки – использование экспертного сообщества (экспертной подсистемы системы принятия решений). Это позволяет соблюсти анонимность, заочность, многоуровневую структурированность, регулярную обратную связь. Аналитика, получаемая от членов экспертного сообщества по неформальному принципу, без корпоративных условностей и ограничений обладает необходимым уровнем достоверности.

Как правило, в экспертной оценке принимают участие две группы людей. Первая (большая, непостоянная, меняющаяся от задачи к задаче), состоящая из нескольких десятков человек (50–100) – это эксперты, представляющие свою точку зрения на анализируемую проблему. Вторая (небольшая, профессиональная, вооруженная вычислительными средствами и методиками) – это аналитики, приводящие мнения экспертов к единому знаменателю. Главными составными частями выступают серии опросов (обычно проводимые онлайн). Эксперты отвечают на вопросы в течение нескольких серий (количество серий зависит от сложности вопроса), что позволяет людям прийти к более взвешенному и обоснованному выводу.

Основные этапы указанных методов экспертной оценки:

- 1) формирование группы экспертов;
- 2) разработка начальной серии опросов;
- 3) проведение первой серии опросов;
- 4) анализ полученных результатов и подготовка второй серии;
- 5) проведение последующих серий;
- 6) окончательный анализ и оформление результатов [3; 7].

Основной недостаток этих методов (большие временные затраты, особенно при проведении многократных серий опросов экспертов) благодаря бурному развитию IT-технологий (появлению специальных онлайн-платформ для опросов) постепенно исчезает. На практике для реализации методов подходят различные экспертные сообщества и их представители (например, члены редакционного совета многотомного издания Российской академии наук «Безопасность России. Правовые, социально-экономические аспекты»; ученые (профессорско-преподавательский состав) и эксперты междисциплинарной научной школы «Промышленная управленческая элита развития»; члены регионального общественного движения поддержки защитников Родины «Доблесть Отечества» и многочисленные патриотически ориентированные эксперты – авторы журнала «Солдаты России», выпускаемого с 2001 года) [1; 5].

*Выбор математической модели на основе нейросетевой технологии
(искусственного интеллекта для обработки больших и сложных наборов данных
в режиме реальной времени)*

Мониторинг состояния защиты духовно-нравственных ценностей и исторической памяти общества, по сути, представляет собой задачу аппроксимации многомерной функции в указанном диапазоне измеряемых параметров, позволяющей получать четкие границы (разделители) кластеров (классов угроз). Ее можно решать с помощью различных математических методов (например, полиномиальной аппроксимацией [1], аппроксимацией сплайнами [8] и др.). При этом необходимо учитывать вероятность случайных «всплесков» одного из параметров (X_1, X_2, \dots, X_6), что, скорее всего, приведет либо к значительной погрешности вычислений, либо к большой размерности и сложности. В этом случае задача наиболее эффективно решается на базе искусственных нейронных сетей [4; 9; 10]. Поэтому предлагается искать решение с помощью нейросетевой технологии (искусственного интеллекта для обработки больших и сложных наборов данных в режиме реального времени).

Использование нейросетевой технологии обеспечивает не только адекватное отображение модели исследуемого процесса или явления, возможность нахождения закономерностей в громадном потоке противоречивой информации, сохранение связей между важными факторами, но и высокую скорость обработки данных, малую ресурсоемкость вычислительного оборудования.

Среди разнообразных современных нейросетевых парадигм [4] наиболее подходящими для решения данной задачи являются парадигмы многослойного персептрона и базисно-радиальной сети [9]. На начальном этапе предлагается решать задачу на базе персептрона с одним скрытым слоем. Выбор этой нейросетевой модели объясняется следствием теоремы Колмогорова [6], утверждающего, что с помощью персептрона с одним скрытым слоем можно аппроксимировать любую сколь угодно сложную функцию с любой заданной наперед точностью. Структура вышеназванного персептрона представлена на рис. 2.

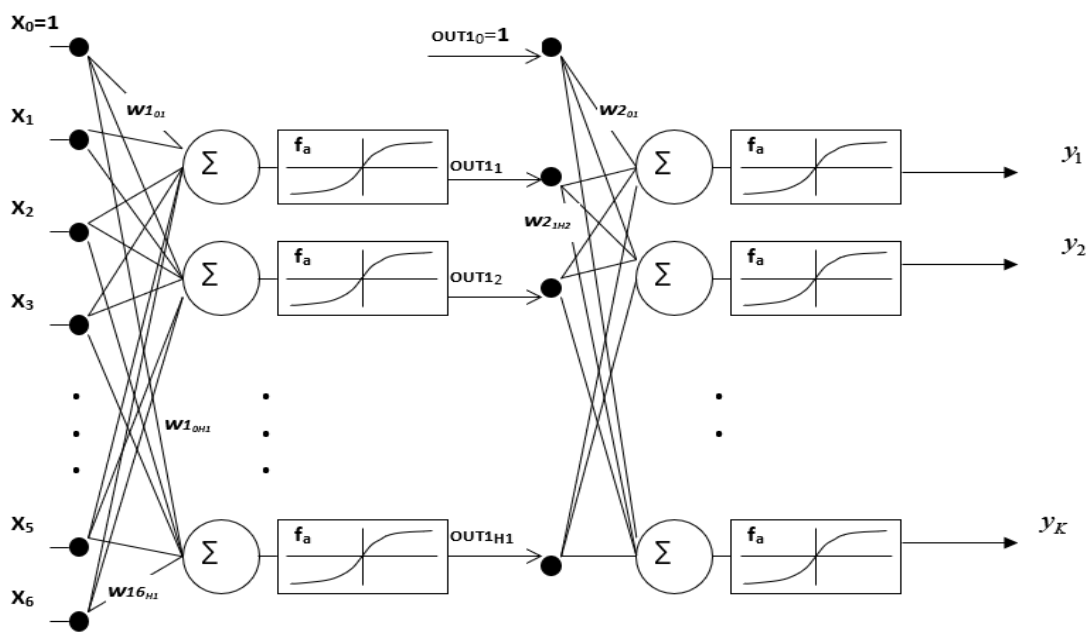


Рис. 2. Структура персептрона с одним скрытым слоем

В качестве данных $\vec{X} = \{x_i; i = 1, 2, \dots, N\}$ используются входные параметры (в нашем случае $N = 6, K = 5$).

Весовые коэффициенты:

$$\vec{W1} = \{w1_{i,j}; i = 0, 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, H1\};$$

$$\vec{W2} = \{w2_{j,k}; j = 0, 1, 2, \dots, H1; k = 1, 2, \dots, K\},$$

где $H1$ – количество нейронов в скрытом слое; K – количество нейронов в выходном слое (первоначально присваиваются случайные значения из интервала $(-0.5, +0.5)$).

Величины

$$OUT1_i, (i = 0, 1, \dots, H1);$$

$$y_j, (j = 0, 1, \dots, K)$$

являются значениями выходов нейронов со скрытого и выходного слоев соответственно. f_a – нелинейное преобразование сигнала сети (функция активации).

Тогда с учетом введенных обозначений выход с j -го нейрона скрытого слоя ($j = 1, 2, \dots, H1$) будет равен

$$OUT1_j = f_a\left(\sum_{i=0}^N w1_{i,j} x_i\right), \quad (1)$$

а выход с j -го нейрона выходного слоя ($j = 1, 2, \dots, K$) –

$$y_j = f_a\left(\sum_{i=0}^{H1} w2_{i,j} OUT1_i\right). \quad (2)$$

Если через \vec{Y}^* обозначить желаемый выход сети (желаемый вектор \vec{Y}), то ошибку системы для заданного входного сигнала (рассогласование реального и желаемого выходного сигнала) можно записать в виде

$$e_k = y_k - y_k^* = f_a\left(\sum_{j=0}^{H1} w2_{j,k} f_a\left(\sum_{i=0}^N w1_{i,j} x_i\right)\right) - y_k^*, k = 1, 2, \dots, K.$$

Используем в качестве функционала оптимизации критерий минимума среднеквадратической функции ошибки

$$F(w) = \frac{1}{2P} \sum_k^P e_k^2 = \frac{1}{2P} \sum_{k=1}^P (y_k - y_k^*)^2 \quad (3)$$

(P – количество обучающих примеров), а в качестве функции активации – сигмоидальную функцию вида

$$f_a(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{\Theta_0}(x + \Theta)}},$$

где параметры Θ_0 и Θ следует выбирать экспериментально (причем производная этой функции равна $f'_a = \frac{1}{\Theta_0} f_a(1 - f_a)$). После этого можно приступить к этапу обучения нейронной сети.

На основе выбранной математической модели создается программный продукт, что является технической задачей.

Обучение нейронной сети заключается в нахождении значений весовых коэффициентов $\bar{W}1$ и $\bar{W}2$, при которых величина функционала ошибки нейросетевой модели (3) не будет превышать значения заданной точности ε ($\varepsilon \ll 1$) для всех предъявленных примеров.

После обучения нейронная сеть на любой входной сигнал \vec{X} будет формировать выходной сигнал \vec{Y} в соответствии с выражениями (1), (2).

Обучение нейросетевой модели

Обучение нейросетевой модели – это процедура, не относящая к процессам функционирования. Главное ее назначение – определить параметры, такие как количество слоев, число нейронов в слоях $H1$ и K , значения весовых коэффициентов $\bar{W}1$, $\bar{W}2$ и др. Поэтому первоначально необходимо задать прототип нейросетевой модели (количество слоев, нейронов в слоях) и после этого приступить к настройке весовых коэффициентов.

Выбор прототипа нейронной сети, с одной стороны, характеризуется требованиями качества выхода (относительная погрешность мониторинга не должна превышать 10%), с другой стороны – простотой реализации (чем меньше слоев и нейронов в слоях, тем проще реализация, проще обучение и выше эффективность). Так как определение прототипа нейронной сети относится к этапу экспериментальных исследований, то эта процедура, а также процедура обучения нейросетевой модели и проверки на адекватность будет проводиться для каждого экспериментального образца. Но для обучения необходимо определиться с обучающей выборкой.

Пример для обучения представляет собой соотношение «вход – выход», (допустим, $X_1 = 78$, $X_2 = 5$, $X_3 = 45$, $X_4 = 66.66$, $X_5 = 0.56$, $X_6 = 1$ (вход) – $y_1 = 0$, $y_2 = 1$, $y_3 = 0$, $y_4 = 0$, $y_5 = 0$ (выход)) с алгоритмом минимизации функционала ошибки. Для решения данной задачи можно использовать градиентные, стохастические, генетические алгоритмы и пр. [5].

В нашем случае будем использовать градиентный алгоритм наискорейшего спуска [10]. Значения весовых коэффициентов на каждом шаге (обучения) t определяются соотношением

$$\bar{W}^{t+1} = \bar{W}^t - \eta^t \frac{\partial F}{\partial \bar{W}^t},$$

где $\eta^t \frac{\partial F}{\partial \bar{W}^t} = \Delta \bar{W}^t$ – градиент ошибки; η^t – коэффициент обучения (характеризует скорость и качество обучения модели).

Изменения весовых коэффициентов рассчитываются для каждого примера из обучающей выборки следующим образом:

$$w2_{jk} = w2_{jk} + \Delta w2_{jk}, \quad j = 0, 1, 2, \dots, H1; \quad k = 1, 2, \dots, K;$$

$$w1_{ij} = w1_{ij} + \Delta w1_{ij}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, N;$$

$$\delta_k = \frac{1}{\Theta_0} y_k (1 - y_k); \quad y_k^* - y_k;$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{2_{0k}} &= \eta \delta_k ; \\ \Delta w_{2_{jk}} &= \eta \delta_k \text{OUT}_{1_j} ; \\ \delta_{1_j} &= \frac{1}{\Theta_0} \text{OUT}_{1_j} (1 - \text{OUT}_{1_j}) \sum_{k=1}^K w_{2_{jk}} \delta_k ; \\ \Delta w_{1_{0j}} &= \eta \delta_{1_j} ; \\ \Delta w_{1_{ij}} &= \eta \delta_{1_j} x_i . \end{aligned}$$

Начальные значения весовых коэффициентов рассчитываются последовательно, в ходе действий [11]:

1) инициализации значений \bar{W}_1 и \bar{W}_2 случайными равномерно распределенными числами из интервала $[-0.5; +0.5]$;

2) вычисления норм $\|w_{1_i}\| = \sqrt{w_{1_{i1}}^2 + w_{1_{i2}}^2 + \dots + w_{1_{iH1}}^2}$ и $\|w_{2_j}\| = \sqrt{w_{2_{j1}}^2 + w_{2_{j2}}^2 + \dots + w_{2_{jK}}^2}$;

3) расчета коэффициентов масштабирования $\beta = 0.7 \sqrt[n]{m}$, где n – количество нейронов текущего слоя, m – количество нейронов последующего слоя;

4) выбор смещений $w_{1_{0j}}$ и $w_{2_{0k}}$ ($j = 0, 1, 2, \dots, H1$; $k = 1, 2, \dots, K$) из интервала $[-\beta, \beta]$;

5) формирования начальных значений весов: $w_{1_{ij}} = \frac{\beta_1 w_{1_{ij}}}{\|w_{1_i}\|}$, $w_{2_{jk}} = \frac{\beta_2 w_{2_{jk}}}{\|w_{2_j}\|}$.

Вследствие того, что при обучении нейросетевой модели на базе градиентной процедуры наискорейшего спуска возможны «зависания» в локальных минимумах функционала (3), использовался плавающий коэффициент (шаг) обучения η . Начальный коэффициент η выбирался равным 0.75. Значения весов и смещений сети запоминались. Если после 10 итераций (этапов обучения) значение функционала ошибки продолжает уменьшаться, то η возрастает на 0.05, а текущие значения весов и смещений запоминаются. Если на некоторой итерации произошло увеличение функционала (3), то последние запомненные значения весов и смещений восстанавливаются, коэффициент η снижается на 0.05 и процесс обучения продолжается до тех пор, пока значение функционала (3) не станет меньше заданного значения ε или дальнейшие итерации не приведут к уменьшению значения указанного функционала.

Практическая реализация описанного выше как на национальном, так и на регионально уровнях алгоритма, бесспорно, требует предварительного проведения научно-исследовательской работы (например, на базе одного из научно-исследовательских институтов, специализирующихся на вопросах получения и обработки статистической информации). Основой такой работы может стать полезная модель Истратова – Звягина – метод мониторинга онлайн-состояния достижений целей восьмого приоритета стратегии национальной безопасности на основе математического моделирования нейросети (искусственного интеллекта).

Библиографический список

1. Алберг Дж., Нильсон Э., Уолш Дж. Теория сплайнов и ее приложения / пер. с англ. Ю.Н. Субботина. М.: Мир, 1972. 316 с.
2. Дикусар Н.Д. Полиномиальная аппроксимация высоких порядков. Дубна: Изд. отд. Объединенного ин-та ядерных исслед., 2014. 22 с.
3. Институт проблем управления им. В.И. Трапезникова Российской академии наук: краткое справочное издание / гл. ред. С.Н. Васильев. М.: ИПУ РАН, 2014. 74 с. URL: <https://www.ipu.ru/sites/default/files/Буклет%20Институт%20проблем%20управления.pdf> (дата обращения: 11.09.2024).
4. Колмогоров А.Н., Фомин С.В. Элементы теории функций и функционального анализа. М.: Наука, 1976. 544 с.
5. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: учебное пособие. М.: Физматлит, 2001. 224 с.
6. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / под ред. Ю.Ю. Тарасевича. Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. 87 с.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика / пер. с англ. Ю.А. Зуева, В. А. Точенова; под ред. А.И. Галушкина. М.: Мир, 1992. 236 с.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. 1103 с.
9. Fausett L. Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications. Prentice Hall, 1994. 461 p. URL: https://books.google.ru/books/about/Fundamentals_of_Neural_Networks.html?id=ONylQgAACAAJ&redir_esc=y (дата обращения: 11.09.2024).
10. Application of Neural Nets / ed. by A.F. Murray. Springer, 1995. URL: https://www.logobook.ru/prod_show.php?object_uid=13707139 (дата обращения: 11.09.2024).

THE EIGHTH STRATEGIC PRIORITY OF NATIONAL SECURITY: A METHOD FOR MONITORING THE ONLINE STATUS OF ACHIEVING THE GOALS OF THE EIGHTH PRIORITY OF THE NATIONAL SECURITY STRATEGY BASED ON A MATHEMATICAL MODEL OF A NEURAL NETWORK

A.A. Zvyagin¹, A.Y. Istratov²

¹ Promotion and Development of Innovations in the Scientific and Industrial Sphere, Moscow

² Moscow Tikhonov Institute of Electronics and Mathematics of the Higher School of Economics, Moscow

Abstract. The article presents some results of an initiative research development by members of the interdisciplinary scientific school "Industrial management elite of development" of the development of innovations" entitled "Protection of traditional Russian spiritual and moral values, culture and historical memory as the eighth strategic priority of national security." It is indicated that in order to justify decisions made in conditions of partial or increased uncertainty, it is necessary to apply expert assessment

methods and that the method used in the Istratov – Zvyagin model is no exception in this sense. Based on a mathematical model of a neural network, a method for monitoring the online status of achieving the goals of the eighth priority of the national security strategy is described (the Istratov – Zvyagin utility model). It is noted that this method, according to formal criteria, belongs to the number of expert-statistical methods in terms of obtaining and integrated processing of information of objective and expert origin. It is concluded that the practical implementation of the described model at the national and regional levels requires preliminary research work (for example, on the basis of one of the research institutes specializing in the issues of obtaining and processing statistical information).

Keywords: *priority, strategy, national security, monitoring, online status, mathematical model, neural network.*

Об авторах:

ЗВЯГИН Александр Анатольевич – директор АНО «Содействие и развитие инноваций в научно-производственной сфере», научный руководитель междисциплинарной научной школы «Промышленная управленческая элита развития», почетный работник науки и техники Российской Федерации, доктор экономических наук, профессор по специальности «Экономическая безопасность», Москва, Россия; e-mail: ano.innovation@yandex.ru

ИСТРАТОВ Анатолий Юрьевич – кандидат технических наук, доцент, старший научный сотрудник, Московский институт электроники и математики им. А.Н. Тихонова НИУ ВШЭ, Москва, Россия; e-mail: aistratov@hse.ru

About the authors:

ZVYAGIN Alexander Anatolyevich – Director of Promotion and Development of Innovations in the Scientific and Industrial Sphere, Scientific Director of the Interdisciplinary Scientific School «Industrial Management Elite of Development», Honorary Worker of Science and Technology of Russian Federation, Doctor of Economics, Professor in the Specialty "Economic Security", Moscow, Russia; e-mail: ano.innovation@yandex.ru

ISTRATOV Anatoly Yuryevich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Senior Researcher, Moscow Tikhonov Institute of Electronics and Mathematics of the Higher School of Economics, Moscow, Russia; e-mail: aistratov@hse.ru