УДК 004.891
DOI: 10.17277/vestnik.2026.03.pp.398-407

ПРИМЕНИМОСТЬ НЕЙРОСЕТЕВЫХ КОМПОНЕНТ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В КОНТУРЕ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ГЕОПРОСТРАНСТВА

© Г. А. Наурусова[1], В. М. Балашов[2] ✉, Е. Г. Семенова[1], М. С. Смирнова[1]

[1] *Кафедра «Программная инженерия и интеллектуальные системы», ФГБОУ ВО «Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ» им. Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Российская Федерация;*
[2] *АО «Научно-производственное предприятие «Радар ммс», balashov_vm@radar-mms.com; Санкт-Петербург, Российская Федерация*

Ключевые слова: автоматизация процессов; дистанционное зондирование геопространства; информационно-измерительные системы; кибернетическая интеллектуализация; нейросетевые компоненты.

Аннотация: Современный этап развития всего класса дистанционно-зондирующих информационно-измерительных систем характеризуется широким и активным внедрением в их состав средств и компонент искусственного интеллекта, прежде всего нейросетевых компонент. Такое внедрение направлено на качественное улучшение возможностей указанных систем, совершенствование процессов принятия автоматизированных решений по прикладной интерпретации проводимых зондирующих измерений, по оптимизации режимов и схем функционирования. Задача быстрого и качественно-нового наращивания функционала систем дистанционно-зондирующих информационно-измерительных систем решается путем внедрения в состав прикладного программного обеспечения контуров управления систем нейросетевых компонент.

Введение

В современных условиях активного развития информационных технологий искусственного интеллекта (**ИИ**) нейросетевые компоненты находят все большее применение в контуре принятия решений информационно-измерительных систем дистанционного зондирования геопространства, что направлено на улучшение процессов принятия автоматизированных решений, в частности, по прикладной интерпретации проводимых зондирующих измерений, оптимизации режимов и схем функционирования. Класс информационно-измерительных систем дистанционного зондирования (**ИИзмС ДЗ**) геопространства включает в себя различные системы выявления обстановки и состояния географических районов, такие как радиолокационные и гидроакустические комплексы, экомониторинговые и лидарные станции раннего обнаружения, системы дистанционного зондирования земной поверхности и т.п.

Автоматизация процессов управления ресурсами различных систем (в том числе и информационно-измерительных), изначально призванная избавить лиц, принимающих различные решения, от рутинных расчетных и логико-алгоритмических, повторяющихся однотипно-монотонных операций на современном этапе развития достигла уровня, когда стала возможным передача при-

кладного функционала на разработанные целевым образом программно-технические средства и комплексы. Эта тенденция отразилась на текущем уровне совершенствования прикладного программного обеспечения в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ геопространства в виде включения в его состав компонент ИИ [1 – 5].

Компоненты программного обеспечения, которые реализуют прикладную функциональность нейросетевой информационной технологии в составе контура принятия решений ИИзмС ДЗ геопространства, называются нейросетевыми компонентами. При этом в силу специфики нейросетевой технологии реализуемый такими компонентами прикладной функционал кардинально различается от исполнения к исполнению ИИзмС ДЗ. Вместе с тем проведенное авторами в ходе исследования обобщение позволило выделить определенный круг частных задач прикладной функциональности, возлагаемых в ИИзмС ДЗ на нейросетевые компоненты ИИ.

Внедрение именно нейросетевых компонент в состав контура принятия решений ИИзмС ДЗ обеспечивает то новое качество управления ресурсами, режимами и применением перспективных образцов информационно-измерительных систем зондирующего типа, которое традиционно связывают с ИИ и всем процессом кибернетической интеллектуализации.

Использование нейросетевых компонент в контуре принятия решений систем дистанционного зондирования

Актуальные тенденции развития всей софтверной индустрии убедительно показывают, что общий тренд увеличения объема прикладных задач и функциональности, реализуемых в перспективных ИИзмС ДЗ нейросетевыми компонентами программного обеспечения, будет в обозримом будущем только возрастать. Новое интеллектуальное качество и принципиально более высокий уровень программной сложности задач, которые решаются с помощью информационных технологий ИИ, и прежде всего технологий глубоких нейронных сетей (**ГНС**), определяют характер всего процесса сбора, обработки, организации хранения и выдачи потребителям измеренных данных и их предметных обобщений, интерпретаций в современных, перспективных образцах ИИзмС ДЗ.

В указанных условиях становится очевидной необходимость детализированной разработки, комплексной стыковки и отладки соответствующей научно-методической платформы (базового набора методологических инструментов) для оценки текущего состояния разработки и рисков применения нейросетевых компонент ИИ в составе искомых систем, а также для определения стратегии доработки и совершенствования таких компонент (то есть их машинного дообучения, дополнительного тестирования, обоснованной корректуры и т.п.) [5, 6].

Применимость нейросетевых компонент ИИ в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ геопространства выявляется, как правило, на основании итогов сравнительно-корреляционного анализа состава задач, которые предстоит решать рассматриваемой ИИзмС ДЗ, и требуемого уровня автоматизации их решения [1, 6 – 8]. Алгоритмика такого анализа является общепризнанной в сфере технологий ИИ. Само решение о применимости того или иного образца нейросетевой компоненты ИИ в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ геопространства принимается с учетом обеспечения возможности полноценного машинного обучения нейросети под соответствующий круг решаемых задач, а также дальнейшего дообучения в процессе эксплуатации указанной компоненты в составе системы[1, 8 – 10].

Именно вся полнота собранных, гармонизированных и системно-интегрированных данных о всех аспектах использования ИИ в конкретизированных условиях проектируемой (создаваемой, проектируемой или разрабатываемой) системы

искомого класса, получаемых с использованием базового набора методологических инструментов, есть база факторов, на которой принимается решение о применении нейросетевых компонент и соответствующих информационных технологий в ИИзмС ДЗ. В качестве принципиальных направлений использования тех или иных методов, способов, методик, правил и алгоритмов из состава базового набора методологических инструментов в ходе исследования выделены:

– выработка принципов и алгоритмики установления приоритетности в последовательности задач нейросетевых компонент ИИ в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ;

– критический анализ возможностей применения альтернативных, более простых в реализации программно-алгоритмических моделей решения стоящих прикладных задач;

– определение комплекса показателей и критериев оценки результативности, эффективности и качества внедрения, применения по назначению нейросетевых компонент ИИ в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ геопространства с целью получения итогового (финального) предписания о достигнутом уровне интеллектуализации данных систем после внедрения в их состав искомых компонент; постановка и решение на базе методов системного анализа сопутствующих оптимизационных задач;

– выдвижение и последовательная проверка множества гипотез об особенностях и узкой специфике интеграции конкретизированных исполнений нейросетевых компонент ИИ в контуры принятия решений ИИзмС ДЗ с заданными программно-аппаратной архитектурой, структурами баз данных и знаний и другими уточненными параметрами их построения; выявление наиболее рациональной или оптимальной схемы указанной системной интеграции;

– прогнозирование изменений потребительских свойств нейросетевых компонент ИИ при их долгосрочной эксплуатации и естественном дообучении в составе программно-аппаратных средств контура принятия решений ИИзмС ДЗ. Поиск путей и способов своевременного выявления, локализации и преодоления аномалий обучения и функционирования нейросетевых компонент ИИ, таких как «переобучение», «паралич сети», «галлюцинации ИИ» и пр.

В результате проведенного первичного частного исследования предметной области структур и приемов машинного обучения компонент ИИ на платформе сверхточных ГНС, востребованных мировым и отечественным приборостроением при создании ИИзмС ДЗ различных классов и назначений, предложена следующая обобщенная функциональная схема анализа типовой логической архитектуры нейросетевого компонента в контуре принятия решений указанных систем, представленная в сводном виде на рис. 1.

Качество обучения нейронных сетей как интерпретирующего, так и генеративного ИИ не бывает абсолютным. Существуют известные коллизии в их развитии на базе больших данных (такие как проблема перенаучения, «глюцинации» ИИ и т.д.). В силу вышеуказанного каждое внедрение нейросетевых компонент в контур принятия решений ИИзС ДЗ нуждается в предварительной оценке соответствующих рисков (рисков возникновения ущерба от некорректных решений, принимаемых средствами ИИ).

Однако на сегодняшний день такая оценка рисков проводится во многом эмпирически, по междисциплинарному принципу. Совокупность специализированного научно-методического инструментария оценки рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ, учитывающих узкую специфику этой наукоемкой предметной области, недостаточна.

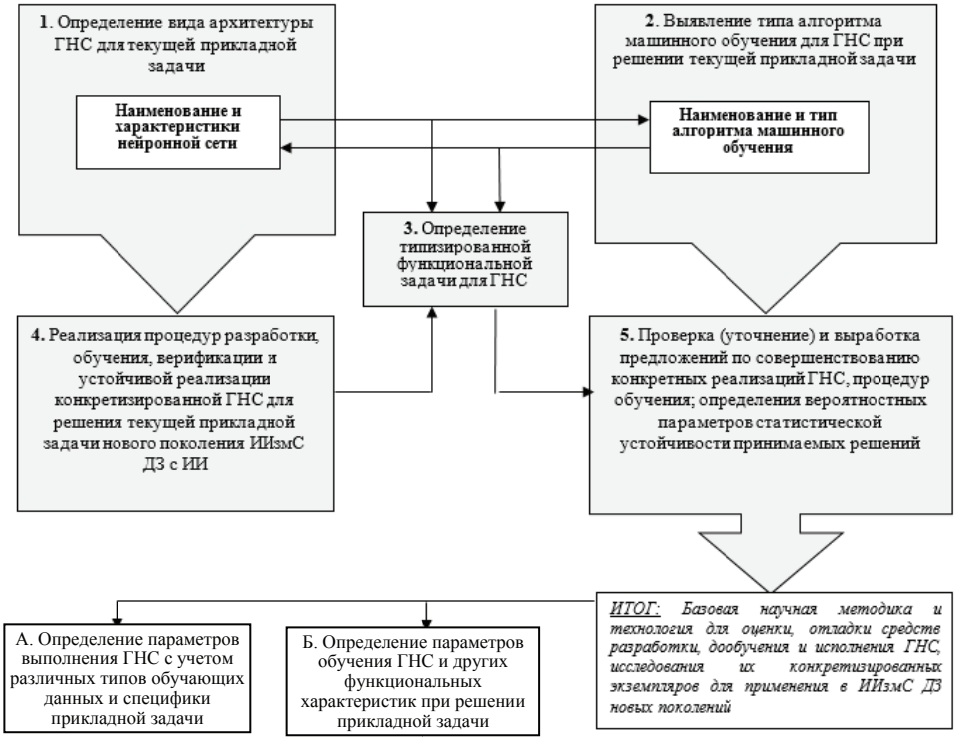

Рис. 1. Обобщенная функциональная схема анализа типовой логической архитектуры нейросетевого компонента в контуре принятия решений ИИзмС ДЗ

Оценка рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства, как правило, состоит из следующих взаимоувязанных функций:

1) синтеза и приоритезации иерархической системы рисков;
2) непосредственного неинструментального измерения начальных рисков;
3) приведения шкал для сводных показателей в иерархической системе рисков;
4) расчета значений сводных и интегрального рисков;
5) анализ и интерпретация полученных значений рисков.

Первая функция дает возможность синтезировать иерархическую систему рисков для случаев применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства в виде множества показателей риска и установления связей между ними. Синтез и приоритезация иерархической системы рисков G для их оценки в своей научно-методической основе базируется на системном методе дерева целей и задач.

Все виды рисков для различных случаев применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства должны быть учтены в определенной иерархической системе G. Множество рисков (то есть показателей оценки рисков) X состоит из соответствующих подмножеств $\{\widetilde{x}_i\}$, синтезируемых на базе подмножеств простых рисков. При этом риск понимается как

$$R = up, \tag{1}$$

где R –значение риска; u – значение ожидаемого ущерба при наступлении негативных событий (события риска); p – вероятность наступлении негативных событий (события риска).

Значение риска не имеет физической меры.

На формуле риска (1) базируется весь математический аппарат риск-менеджмента, хеджирования и локализации рисков и пр. Вместе с тем указанный математический аппарат непосредственно недостаточно адаптирован для использования в предметной области рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства, в силу многоаспектного характера формирования ущерба от потенциальных ошибок ИИ.

Приоритезация, то есть выявление веса агрегирования, каждого из рисков в составе иерархической системы G осуществляется с применением математического аппарата нормированного геометрического среднего. На основе частных приоритетов вычисляются общие приоритеты для каждого сводного и интегрального риска $r_i \in R$ в иерархической системе G. Они позволяют понять уровень приоритетности оценки по текущему риску на обобщенно-интегральный вывод о значении суммарно-итогового риска применения конкретизированных нейросетевых компонент в контуре принятия решений текущей ИИзС ДЗ геопространства.

Вторая функция дает возможность непосредственного неинструментального измерения начальных рисков в термах лингвистической переменной, а также представления результатов таких измерений в количественном виде. При этом используются номинальные (то есть качественно-описательные) шкалы для неинструментального измерения вероятности наступления неблагоприятных событий от решений ИИ и уровней потенциального ущерба от указанных событий. На основе таких номинальных шкал, согласно выражению (1), формируется шкала уровней риска применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства.

Приведение шкал для сводных показателей в иерархической системе рисков осуществляется за счет математической свертки начальных рисков в интегральный риск в виде мягких числовых значений с использованием математического аппарата одной из нечетких алгебр. Так, за основу была взята алгебра нечетких чисел и базирующийся на ней математический аппарат лингвистических переменных. Уровни составляющих начального риска представлены в виде лингвистических переменных:

$$B1 = \text{«вероятность неблагоприятных событий»}; \quad (2)$$

$$B2 = \text{«размер потенциального ущерба»}. \quad (3)$$

В обобщенном варианте для указанных $B1$ и $B2$ лингвистическая переменная $B^{\wedge}$ определяется, согласно [9], так

$$B^{\wedge} = \left\langle \beta, F^{\wedge}(\beta), X^{\wedge}, G^{\wedge}, M^{\wedge} \right\rangle, \quad (4)$$

где β – имя для лингвистической переменной; $F^{\wedge}(\beta)$ – терм-множество лингвистической переменной β, то есть множество вербальных (словесно-описательных) значений переменной β, причем каждое из этих значений является нечеткой переменной с областью определения $X^{\wedge}$; $G^{\wedge}$ – синтаксическое правило, обычно имеющее форму грамматики, порождающее значения $\alpha^{\wedge}$ нечетких переменных вербальных значений лингвистической переменной β ($\alpha^{\wedge} \in F^{\wedge}(\beta)$); $M^{\wedge}$ – семантическое правило, которое ставит в соответствие каждой нечеткой переменной $\alpha^{\wedge} \in F^{\wedge}(\beta)$ нечеткое множество. В ходе вышеуказанного частного исследования предметной области построены функции принадлежности μ_T^B термов для (2) и (3) в виде нечетких чисел.

Тогда оценка интегрального риска в конечном итоге приходит к синтезу матрицы риска. Матрица риска увязывает следующие значения: неинструментальные измерения вероятностей неблагоприятных событий с экспертными заключениями о потенциальном ущербе. При этом каждый проиндексированный элемент матрицы риска есть значение уровня риска, задающего суть внешнего реагирования на соответствующее значение риска. Такое отображение уровней шкалы вероятности наступления и потенциального ущерба в виде значений лингвистических переменных (2) и (3) дает возможность рассмотреть любой из индексированных элементов указанной матрицы для начальных рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства как нечеткое число

$$\widetilde{B}_{ij} = \text{«риск по текущему показателю оценки»}. \quad (5)$$

Оно есть произведение лингвистических переменных вида (2) и (3), то есть *i*-го терма от *B*1 и *j*-го терма от *B*2. Так как терм-множества лингвистических переменных (2) и (3) для простых рисков даются в формате нечетких чисел, то функции принадлежности $\mu_T^{\widetilde{B}_{ij}}$ для значений $\widetilde{B}_{ij}$ рассчитываются по алгоритмике перемножения нечетких, интервальных чисел из алгебры мягких вычислений.

Функция приведения шкал для сводных показателей в иерархической системе рисков подразумевает, что имея начальные риски, агрегированные в виде сводного нечеткого числа, далее следует осуществлять учет рисков по значениям показателя (5). Тогда приведение шкал для сводных показателей в иерархической системе рисков будет заключаться в расчете кривых принадлежности для нечетких чисел $\mu_T^{\widetilde{B}_{ij}}$ для значений $\widetilde{B}_{ij}$. В ходе исследования разработан алгоритм (алгоритмическая процедура) расчета кривых принадлежности нечетких чисел $\mu_T^{\widetilde{B}_{ij}}$ как термов лингвистической переменной $\widetilde{B}_{ij}$.

При расчете значений сводных и интегрального рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства как нечетких чисел в числовом виде Y_P и в представлении терма соответствующей лингвистической переменной $\hat{Y}_P$ они вносятся на нормированную шкалу (5), а далее они анализируются на предмет уровня совпадения кривых принадлежности $\mu_T^{\widetilde{B}_{ij}}$ текущей оценки риска с градациями рисков R' для текущего риск-показателя r_i в иерархической системе *G* оценки рисков так:

$$\widetilde{B}_{ij} = \{\text{"УМЕРЕННЫЙ "/0,9;"ВЫСОКИЙ"/0,8}\}. \quad (6)$$

На завершающем шаге реализуется функция анализа и интерпретации полученных значений рисков.

В частности, интегральный риск для событий применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства в целом описывается как

$$Y = f(y_1(r_1), y_2(r_2), ..., y_i(r_i), ..., y_n(r_n)), \quad (7)$$

где $y_i(r_i)$ $\left(i = \overline{1,n}\right)$ – риск по *i*-му начальному показателю r_i; *n* – количество начальных рисков в иерархической системе оценки ($n < \rho$); ρ – суммарное число рисков, учитываемых при оценке. Исполнение ряда граничных условий дало воз-

можность математически выразить интегральный риск для событий применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений ИИзС ДЗ геопространства в аддитивной

$$Y = \sum_{i=1}^{n} y_i(r_i), \tag{8}$$

в нормированной аддитивной

$$Y = \sum_{i=1}^{n} k_i y_i(r_i) \tag{9}$$

и в мультипликативной

$$Y = \prod_{i=1}^{n} y_i(r_i) \tag{10}$$

алгебраических формах. Апробация и валидация предлагаемого подхода к количественному выражению и учету рисков событий применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений информационно-измерительных систем дистанционного зондирования геопространства позволили прийти к заключению: число начальных рисков, включаемых со своими коэффициентами в сводные риски для рассматриваемой предметной области, попадает в граничные значения от 30 до 50. На практике это означает, что любое фактически значимое число рассматриваемых рисков может быть учтено количественно, согласно формул (8) – (10).

Заключение

Таким образом, исследование предметной области создания и применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений информационно-измерительных систем дистанционного зондирования геопространства, с точки зрения структурной логичности построения, заключалось в обоснованном уточнении, детализации и программно-техническом моделировании предложенной функциональной схемы. Результирующим итогом указанных процессов проведенного исследования стали обоснование, разработка и научная верификация научно-технических путей получения:

– оценок и приоритетов опасности рисков применения нейросетевых компонент в контуре принятия решений информационно-измерительных систем дистанционного зондирования геопространства;

– варианта автоматизированного дообучения генеративной нейросети для снижения рисков ее применения в составе указанного класса систем;

– итогового заключения о достаточности машинного обучения на текущем этапе разработки,

а также сводный анализ технологичности автоматизированного создания соответствующего программного обеспечения.

При этом алгоритмика обучения нейросетевых компонент ИИзмС ДЗ, реализуемых преимущественно на базе сверточных ГНС, в современных условиях, как правило, исполняется по схеме реализации функционала машинного обучения нейросетевых компонент в составе сложной системы программного обеспечения.

Список литературы

1. Галушкин, А. И. Сфера применения нейрокомпьютеров расширяется / А. И. Галушкин. – Москва : ИПРЖР, 2001. – 24 с. – (Приложение к журналу Информационные технологии; № 10/2001).

2. Галушкин, А. И. Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 1 : Теория нейронных сетей : учебное пособие для вузов / А. И. Галушкин. – Москва : Радиотехника, 2000. – 415 с.

3. Сигеру, О. Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 2 : Нейроуправление и его приложения = Neuro-control and its applications / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф ; пер. с англ. Н. В. Батина ; под общ. ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина. – Москва : ИПРЖР, 2000. – 271 с.

4. Комашинский, В. И. Введение в нейроинформационные технологии / В. И. Комашинский, Д. А. Смирнов. – Санкт-Петербург : Тема, 1999. – 92 с.

5. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2001. – 380 с.

6. Барский, А. Б. Параллельные процессы в вычислительных системах: Планирование и организация / А. Б. Барский. – Москва : Радио и связь, 1990. – 255 с.

7. Барский, А. Б. Обучение нейросети методом трассировки / А. Б. Барский // VIII Всероссийская конференция «Нейрокомпьютеры и их применение» : НКП–2002 : тезисы докладов. – Москва, 2002. – С. 24–27.

8. Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 5 : Нейронные сети: История развития теории : учебное пособие для студентов / Под ред. А. И. Галушкина, Я. З. Цыпкина. – Москва : Радиотехника, 2001. – 840 с.

9. Горбань, А. Н. Обучение нейронных сетей / А. Н. Горбань. – Москва : ПараГраф, 2020. – 160 с.

10. Базовые информационные технологии измерительных и управляющих систем / И. А. Селезнев, Я. А. Ивакин, И. И. Дементьев, М. С. Смирнова. – Санкт-Петербург : Изд-во БГТУ «ВОЕНМЕХ» им. Д. Ф. Устинова, 2024. – 180 с.

Applicability of Neural Network AI Components within the Decision-Making Loop of Geospatial Remote Sensing Information-Measurement Systems

© G. A. Naurusova[1], V. M. Balashov[2] ✉, E. G. Semenova[1], M. S. Smirnova[1]

[1] *Department of Software Engineering and Intelligent Systems, Baltic State Technical University "VOENMEH" named after D. F. Ustinov, St. Petersburg, Russian Federation;*
[2] *"Radar mms" Scientific and Production Enterprise" JSC, balashov_vm@radar-mms.com; St. Petersburg, Russian Federation*

Keywords: process automation; geospatial remote sensing; information-measurement systems; cybernetic intellectualization; neural network components.

Abstract: The current stage of development for the entire class of remote sensing information-measurement systems is characterized by the widespread and active integration of artificial intelligence tools and components, specifically neural network components, into their architecture. This integration aims to qualitatively enhance system capabilities and improve automated decision-making processes regarding the applied interpretation of sensing measurements and the optimization of operational modes and schemes. The challenge of rapidly and qualitatively expanding the functionality of remote sensing information-measurement systems is addressed by incorporating neural network components into the control loops of the systems' application software.

References

1. Galushkin A.I. *Sfera primeneniya neyrokomp'yuterov rasshiryayetsya* [The Scope of Neurocomputer Application Is Expanding], Moscow: IPRZhR, 2001, 24 p. (*Prilozheniye k zhurnalu Informatsionnyye tekhnologii* [Supplement to the Journal Information Technologies], no. 10, 2001). (In Russ.)
2. Galushkin A.I. *Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye* [Neurocomputers and Their Application], Book 1: *Teoriya neyronnykh setey: uchebnoye posobiye dlya vuzov* [Neural Network Theory: A Textbook for Higher Education Institutions], Moscow: Radiotekhnika, 2000, 415 p. (In Russ.)
3. Sigeru Omatu, Marzuki Khalid, Rubiya Yusof; Galushkin A.I., Ptichkin V.A. (Eds.) *Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye* [Neurocomputers and Their Application], Book 2: *Neuro-control and its applications*, Moscow: IPRZhR, 2000, 271 p. (In Russ.)
4. Komashinskiy V.I., Smirnov D.A. *Vvedeniye v neyroinformatsionnyye tekhnologii* [Introduction to Neuro-information Technologies], St. Petersburg: Tema, 1999, 92 p. (In Russ.)
5. Kruglov V.V., Borisov V.V. *Iskusstvennyye neyronnyye seti. Teoriya i praktika* [Artificial Neural Networks: Theory and Practice], Moscow: Goryachaya liniya - Telekom, 2001, 380 p. (In Russ.)
6. Barskiy A.B. *Parallel'nyye protsessy v vychislitel'nykh sistemakh: Planirovaniye i organizatsiya* [Parallel Processes in Computing Systems: Scheduling and Organization], Moscow: Radio i svyaz', 1990, 255 p. (In Russ.)
7. Barskiy A.B. *VIII Vserossiyskaya konferentsiya "Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye": NKP– 2002: tezisy dokladov* [VIII All-Russian Conference "Neurocomputers and Their Applications" (NKP–2002): Abstracts], Moscow, 2002, pp. 24-27. (In Russ.)
8. Galushkin A.I., Tsypkin Ya.Z. (Eds.) *Neyrokomp'yutery i ikh primeneniye* [Neurocomputers and Their Application], Book 5: *Neyronnyye seti: Istoriya razvitiya teorii: uchebnoye posobiye dlya studentov* [Neural Networks: History of the Development of the Theory: Textbook for students], Moscow: Radiotekhnika, 2001, 840 p. (In Russ.)
9. Gorban' A.N. *Obucheniye neyronnykh setey* [Training Neural Networks], Moscow: ParaGraf, 2020, 160 p. (In Russ.)
10. Seleznev I.A., Ivakin Ya.A., Dement'yev I.I., Smirnova M.S. *Bazovyye informatsionnyye tekhnologii izmeritel'nykh i upravlyayushchikh sistem* [Basic Information Technologies for Measurement and Control Systems], St. Petersburg: Izdatel'stvo BGTU "VOYENMEKH" im. D.F. Ustinova, 2024, 180 p. (In Russ.)

Anwendbarkeit neuronaler Netzwerkkomponenten der künstlichen Intelligenz im Entscheidungskreislauf von Informations- und Messsystemen der Fernerkundung des Georaums

Zusammenfassung: Die aktuelle Entwicklungsphase der Fernerkundungssysteme ist durch den weitverbreiteten und aktiven Einsatz von Werkzeugen und Komponenten der künstlichen Intelligenz, insbesondere neuronaler Netze, gekennzeichnet. Ziel dieses Einsatzes ist die qualitative Verbesserung der Systemleistung, die Optimierung automatisierter Entscheidungsprozesse für die angewandte Interpretation von Sondierungsmessungen sowie die Optimierung von Betriebsmodi und -schemata. Die rasche und qualitative Erweiterung der Funktionalität von Fernerkundungssystemen wird durch die Integration neuronaler Netze in die Anwendungssoftware der Regelkreise erreicht.

Application des components de network artificiel d'intelligence artificiel au contour de la prise des décisions des sistèmes d'information et de mesure de sondage géospatiale

Résumé: L'étape actuelle du développement de toute la classe des systèmes d'information et de mesure à sondage à distance se caractérise par l'intégration large et active des moyens et des composants d'intelligence artificielle, notamment des composants neuralement modulés. Cette intégration vise à améliorer qualitativement les capacités de ces systèmes, à perfectionner les processus de la prise de la décision automatisée concernant l'interprétation appliquée des mesures de sondage effectuées, ainsi qu'à optimiser les régimes et les schémas du fonctionnement. La problématique d'un renforcement rapide et qualitative des fonctions des systèmes de sondage à distance et de mesure est résolue par l'intégration des composants neuronaux dans le logiciel appliqué des circuits de contrôle de ces systèmes.

Авторы: ***Наурусова Гульнара Ахмановна*** – старший преподаватель кафедры Н2 «Программная инженерия и интеллектуальные системы», ФГБОУ ВО «Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ» им. Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Российская Федерация; ***Балашов Виктор Михайлович*** – доктор технических наук, профессор, заместитель генерального конструктора по программно-целевому развитию, АО «Научно-производственное предприятие «Радар ммс», Санкт-Петербург, Российская Федерация; ***Семенова Елена Георгиевна*** – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой Н2 «Программная инженерия и интеллектуальные системы»; ***Смирнова Мария Сергеевна*** – доктор технических наук, доцент, профессор кафедры Н2 «Программная инженерия и интеллектуальные системы», ФГБОУ ВО «Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ им. Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Российская Федерация.