

27. Wang Z., McDonald S.T. Convex relaxation for optimal rendezvous of unmanned aerial and ground vehicles, *Aerospace Science and Technology*, 2020, Vol. 99, pp. 105756.
28. Peterson J. et al. Experiments in unmanned aerial vehicle/unmanned ground vehicle radiation search, *Journal of Field Robotics*, 2019, Vol. 36, No. 4, pp. 818-845.
29. Нагоев З.В., Шуганов В.М., Заммиев А.У., Бжихатлов К.Ч., Иванов З.З. Разработка интеллектуальной интегрированной системы «Умное поле» [Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 1. – С. 81-91. – DOI: <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2022-1-81-91>.
30. Bzhikhatlov K., Pshenokova I. Intelligent Spraying System of Autonomous Mobile Agricultural Robot, *International Conference on Agriculture Digitalization and Organic Production*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 269-278. Available at: https://doi.org/10.1007/978-981-99-4165-0_25.
31. Nagoev Z.V. Intellegitika, ili Myshlenie v zhivyykh i iskusstvennykh sistemakh [Intelligence, or thinking in living and artificial systems]. Nal'chik: Izd-vo KBNTS RAN, 2013, 211 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.Х. Пшихопов.

Бжихатлов Кантемир Чамалович – ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»; e-mail: haosit13@mail.ru; г. Нальчик, Россия; тел.: +79631663448; к.ф.-м.н.; зав. лабораторией «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы».

Пшенокова Инна Аuesовна – Институт информатики и проблем регионального управления – филиал ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»; e-mail: pshenokova_inna@mail.ru; г. Нальчик, Россия; к.ф.-м.н.; зав. лабораторией «Интеллектуальные среды обитания».

Макоев Астемир Русланбекович – Научно-образовательный центр Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук; e-mail: astera@mail.ru; г. Нальчик, Россия; аспирант.

Bzhikhatlov Kantemir Chamalovich – Federal public budgetary scientific establishment «Federal scientific center «Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»; e-mail: haosit13@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +79631663448; cand. of phys. and math. sc.; head of the laboratory «Neurocognitive autonomous intelligent systems».

Pshenokova Inna Auesovna – Institute of Computer Science and Problems of Regional Management, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: pshenokova_inna@mail.ru; Nalchik, Russia; cand. of phys. and math. sc.; head of the laboratory «Intelligent Habitats».

Makoev Astemir Ruslanbekovich – Scientific and Educational Center of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: astera@mail.ru; Nalchik, Russia; post-graduate student.

УДК 621.396

DOI 10.18522/2311-3103-2024-3-18-32

С.Г. Емельянов, С.Н. Фролов, Е.А. Титенко, Д.П. Тетерин, А.П. Локтионов

АППАРАТНО-ПРОГРАММНЫЕ СРЕДСТВА ДИНАМИЧЕСКОЙ РЕКОНФИГУРАЦИИ ГРУППИРОВКИ МАЛЫХ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ

Целью исследования является автоматизация управления группировкой малых космических аппаратов (наноспутников) в условиях ее переменной численности за счет актуализации ее состояния на основе рассылки и обработки широковещательных запросов между аппаратами и применения нейронной сети Transformer для составления прогнозов состояния сети космических аппаратов. Исследуется задача обеспечения связности сети наноспутников, которая сводится к реализации адаптивного управления сетью с оценкой и прогнозированием состояния каналов связи между парами аппаратов на основе нейронной сети. Разработаны динамическая реконфигурация и машинное обучение сети аппаратов. Определены алгоритмические средства для первичного обучения нейронной сети и ее последующего дообучения с учетом предобработки исходных разреженных или полностью связанных наборов данных о сети аппаратов. По завершении обучения на синтетических данных созданная нейронная сеть способна прогнозировать качество связи с учетом прямой видимости, ослабления сигнала в зависимости от расстояния и состояния аппаратной платформы наноспутника. Разработанная программная система выполняет детерминиро-

ванную реконфигурацию по текущему состоянию сети наноспутников и адаптивную реконфигурацию по историческим данным анализом нейронной сетью Transformer скрытых закономерностей функционирования наноспутников. Для прогнозирования качества связи применен функционал связи геодезических координат пар наноспутников и векторов их состояний с элементами матрицы качества связи между наноспутниками с заданными начальным моментом времени, величиной временного интервала, величиной шага дискретизации измерительного процесса. Применение аппарата нейронных сетей, реализуемых на GPU, позволило прогнозировать возможные состояния наноспутников и досрочно проводить реконфигурацию группировки, в том числе удалять «проблемные» аппараты из состава группировки.

Сеть малых космических аппаратов; многоагентная система; архитектура нейронной сети; реконфигурация системы; прогноз состояния.

S.G. Emelyanov, S.N. Frolov, E.A. Titenko, D.P. Teterin, A.P. Loktionov

HARDWARE AND SOFTWARE MEANS FOR DYNAMIC RECONFIGURATION OF A GROUP OF SMALL SPACE VEHICLES

The goal of the study is to automate the control of a group of nanosatellites in conditions of its variable number by updating its state based on sending and processing broadcast requests between nanosatellites and using the Transformer neural network. A neural network is needed to make predictions about the state of the spacecraft network. The problem of ensuring connectivity of a network of nanosatellites is studied, which comes down to the implementation of adaptive network control with assessment and prediction of the state of communication channels between pairs of devices based on a neural network. Dynamic reconfiguration and machine learning of a network of devices have been developed. Algorithmic tools have been defined for the initial training of a neural network and its subsequent additional training, taking into account the preprocessing of the original sparse or fully connected data sets about the network of devices. Upon completion of training on synthetic data, the created neural network is able to predict the quality of communication, taking into account line of sight, signal attenuation depending on distance and the state of the nanosatellite hardware platform. The developed software system performs deterministic reconfiguration based on the current state of the nanosatellite network and adaptive reconfiguration based on historical data by analyzing the hidden patterns of nanosatellite functioning using the Transformer neural network. To predict the quality of communication, a functional is used to connect the geodetic coordinates of pairs of satellites and the vectors of their states with the elements of the matrix of the quality of communication between nanosatellites with a given initial time, the value of the time interval, and the value of the sampling step of the measurement process. The use of neural networks implemented on GPUs made it possible to predict possible states of nanosatellites and carry out reconfiguration of the constellation ahead of schedule, including removing "problematic" nanosatellites from the network.

Network of small spacecraft; multi-agent system; neural network architecture; system reconfiguration; condition forecast.

Введение. Перспективным направлением развития малой космонавтики является создание интеллектуальных российских низкоорбитальных группировок, способных коллективно выполнять различные задачи сбора, мониторинга, зондирования территорий и объектов Земли и космоса, проведения космических экспериментов по измерению магнитного поля Земли их магнитных аномалий, исследованию верхних слоев ионосферы и др. [1–3]. Параллельные вычислительные процессы анализа взаимного положения космических аппаратов и их функциональной готовности являются определяющими в оценке работоспособности группировки в условиях неопределённости внутренней и внешней сред.

Малые космические аппараты (МКА) формата CubeSat 3U, 6U имеют выгодные технико-экономические характеристики для вывода на орбиту полезной нагрузки за счет достаточно короткого срока их изготовления, возможности автоматического запуска пусковыми контейнерами или доставки на орбиту как попутный груз. Миниатюризация электронной компонентной базы, уменьшение потребления электроэнергии измерительными, видео-модулями и их размеров, расширение их тактико-технических характеристик, а также совершенствование самой конструкции МКА (наноспутников) привели к появлению на орбите (400-500 км) сотен МКА, эффективно работающих по отдельности

в соответствии с полетным заданием. Дальнейшее повышение эффективности эксплуатации МКА связывается с разработкой теоретических и аппаратно-программных средств объединения аппаратов в группировке (сети) и скоординированного (управляемого) решения прикладных, исследовательских и ряда фундаментальных задач силами нескольких аппаратов. В первую очередь речь идет о скоординированном выполнении вычислительно-коммуникационных задач приема, передачи, трансляции служебных данных и данных полезной нагрузки между наноспутниками без временных потерь.

Основная проблема заключается в отсутствии методов и средств управления сетью взаимодействующих аппаратов. Централизованные методы в силу особенностей предметной области (высокая интенсивность обмена данным между МКА, значительная задержка подачи команд с Земли, воздействие помех) не могут обеспечить оперативное управления группировкой МКА. Соответственно однажды образованная сеть МКА нуждается в методах, алгоритмах и аппаратно-программных средствах актуализации, динамической реконфигурации сети МКА [4].

Информационно-технической основой создания группировки взаимодействующих аппаратов (сети МКА) является самоорганизующаяся mesh-сеть [5], которая естественным образом упорядочивает процессы динамической («горячей») реконфигурации за счет программно-управляемого поддержания распределённой информационной структуры о соединениях между элементами сети и реализуемых широковещательных рассылок оповещений (служебных «маяков»), позволяющих получить, актуализировать информацию о соединениях между МКА и вести реконфигурацию в фоновом режиме по отношению к основной работе сети МКА. Организация широковещательных рассылок и составление маршрутов между МКА являются основой для вычислительных процессов создания, актуализации, реконфигурации сети МКА на основе распределенной карты сети [6,7]. На основе сетевой модели разрабатываются самоорганизующиеся распределенные системы управления группировкой интеллектуальных агентов многоагентной системы, основанные на принципах самоорганизации и методах искусственного интеллекта (ИИ) [8–14]. В последние годы выявлена эффективность адаптивной реконфигурации многоагентных систем, в том числе сети МКА [16, 17].

Опираясь на отмеченные результаты последних лет необходимо продолжить исследования адаптивной динамической реконфигурации многоагентной системы МКА на основе накопления данных, глубокого машинного обучения. Целью работы является автоматизация управления группировкой МКА как многоагентной системы в условиях переменной численности группировки, актуализацией состояния группировки рассылкой и обработкой широковещательных запросов между аппаратами, динамической реконфигурацией системы МКА, машинным обучением и составлением прогнозов состояния группировки нейронной сетью. Таким образом, актуальность исследования определяется созданием аппаратно-программных средств динамической реконфигурации и машинного обучения группировки МКА.

Децентрализованное управление группировкой МКА. В исследовании рассматривается и развивается децентрализованный принцип управления группировкой МКА как многоагентной системой. В этом контексте каждый МКА рассматривается как интеллектуальный агент многоагентной системы, имеющий локальную и глобальную цели управления. Локальная цель управления агентом связана с обособленной работой МКА в соответствии с полетным заданием. Глобальная цель управления агентом едина для всех агентов, она соотносится с поддержкой актуализированного состояния сети работоспособных МКА.

В соответствии с мультиагентным подходом [15] агенты (МКА) могут активироваться:

- ◆ по установленному времени;
- ◆ по наступлению целевого события (приближение космической станции, появление в зоне видимости системных или целевых объектов);
- ◆ по достижению заложенного порогового значения параметра состояния агента (предельный уровень заряда аккумулятора, максимальное расстояние между наноспутниками, критическое значение радиации, фиксированная плотность вакуума и др.).

В периоды времени, свободные от передачи данных на наземный пункт, МКА-агенты находятся в режиме взаимодействия. Без дополнительных команд с Земли МКА как агенты выполняют системную функцию обмена своей телеметрической информацией (ТМИ), в том числе о текущем состоянии. Эта информация служит базой для описания текущей конфигурации и для реконфигурации сети, т.е. директивного внесения изменений в соответствии с главной целевой функцией – поддержанием связности и обеспечением живучести сети в условиях динамического выхода МКА из сети или входа в сеть.

Первый подход к управлению конфигурацией сети создание циклического процесса распространения-получения между «возбужденными» элементами сети информации (кортежей) о своем состоянии, обработки массивов кортежей на предмет связности сети и последующей актуализации структуры сети МКА. Принципы самоорганизации заключаются в создании и использовании алгоритмами реконфигурации распределённой структуры данных – матрицы сети, описывающей текущее состояние сети.

Таким образом, группировка МКА как многоагентная система с децентрализованным принципом управления способна к автоматической организации при условии контроля каждым агентом значений собственных параметров и выполнении ряда общесистемных действий (поиск агентом соседа, оценка качества канала связи этой пары МКА, назначение или исключение адреса пары агентов в сети, передача служебных данных – «маяков»).

Второй подход децентрализованного управления сетью МКА заключается в применении методов и технологии ИИ для прогнозирования состояния сети МКА по историческим (ретроспективным) данным состояния самих МКА на основе нейронных сетей (НС). Задача на адаптивную реконфигурацию сети МКА решается на основе накопления данных, глубокого машинного обучения и выявления закономерностей из временных рядов состояний пар МКА, в частности, их состояний и координат.

Контроль связности сети МКА. Для планирования связности сети каждый МКА в составе группировки может опираться на фактические данные о себе в предыдущие моменты времени: периоды наличия/отсутствия связи с другими аппаратами, качество связи, расстояния от других аппаратов. В такой постановке задача обеспечения связности сети МКА сводится к реализации адаптивного управления сетью с оценкой и прогнозированием состояния каналов связи между парами аппаратов на основе НС.

Наиболее подходящей архитектурой НС для этого является архитектура НС Transformer. Главное конкурентное преимущество нейронной сети Transformer – наличие встроенного механизма «внутреннего внимания», имитирующая когнитивную способность человека фокусироваться на определенных особенностях входных данных для принятия решения, что позволяет выделять из анализируемых временных рядов состояний МКА скрытые закономерности на ранних стадиях их формирования (рис. 1).

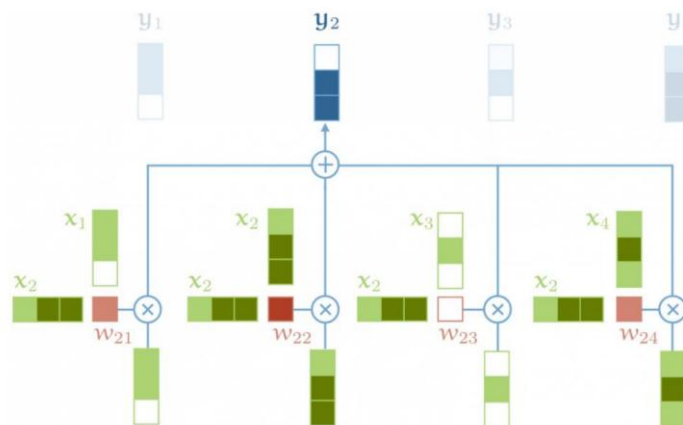


Рис. 1. Общая архитектура нейронной сети

НС Transformer позволяет эффективно обрабатывать временные ряды, последовательности данных о МКА с множеством разнородных признаков. Традиционно алгоритмы на основе Transformer широко заменяют RNN в обработке сообщений естественного языка и, в частности, в предсказании вариантов предложений на основе предыдущего контекста. Данное свойство предсказания НС Transformer является аналогом прогнозирования качества каналов связи, поскольку существуют совпадающие по форме зависимости монотонного характера между анализируемыми элементами временных рядов для МКА и информационными единицами текста, в частности, между текущим предложением и предыдущим контекстом.

Поддержка сети МКА (алгоритмическая и адаптивная реконфигурации) основана на выполнении следующих базовых функций и реализующих их алгоритмов:

- ♦ образование сети МКА;
- ♦ реконфигурация сети МКА (пополнение, удаление МКА);
- ♦ динамическая маршрутизация;
- ♦ сбор и сохранение фактических данных о состоянии сети и качестве связи между парами МКА;
- ♦ подготовка синтетических данных состояния сети МКА;
- ♦ предобработка данных о состоянии сети и обучение/дообучение НС Transformer;
- ♦ прогнозирование наличия и качества связи между парами МКА сети.

Программная система децентрализованного управления группировкой МКА (ПСДУ) предназначена для создания и поддержания в работоспособном состоянии mesh-сети обмена данными между МКА в составе группировки и между МКА и наземными средствами поддержки их эксплуатации. В составе ПСДУ выделяются следующие программные части:

- ♦ космическая (орбитальная) часть децентрализованного управления группировкой МКА;
- ♦ наземная часть децентрализованного управления группировкой МКА (на основе НС Transformer).

Каждая из частей ПС имеет модульную структуру, каждый модуль содержит диспетчер и выполняемые программные модули с заданными структурами данных, вычислительными, обменными операциями и др. Структура ПС показана на рис. 2. Данная схема содержит общее программное обеспечение, в котором будут функционировать ПС, средства (среда) разработки и собственно две программные части, отвечающие за логику выполнения базовых функций.

В составе космической (орбитальной) части ПС выделяются рабочие модули первичного уровня детализации:

- ♦ модуль сбора и сохранения данных о состоянии МКА, в том числе по оценке работоспособности подсистем;
- ♦ модуль управления МКА;
- ♦ модуль управления радиосвязью, обеспечивающий широковестьную, адресную рассылку сообщений между аппаратами сети для образования и поддержания сети;
- ♦ модуль управления картами сети, реализующий поддержание распределенной структуры сети за счет формирования и обновления матриц расстояний и качества связи;
- ♦ модуль построения списка маршрутов сети и их анализа.

В составе наземной части ПС выделяются рабочие модули первичного уровня детализации:

- ♦ модуль приема-передачи конфигурации сети, отвечающий за получение, предобработку и накопление данных о фактическом состоянии сети;
- ♦ модуль подготовки синтетических данных состояния сети МКА;
- ♦ модуль обучения НС Transformer ретроспективных и синтетических данных, реализующий механизм «акцентирования внимания» позволяющий устанавливать зависимости между элементами последовательностей или временных рядов на больших рас-

стояниях, что делает такие нейронные сети более эффективными для обработки длинных последовательностей (реализация на видеоплате с поддержкой технологии программирования GPU);

- ♦ модуль формирование прогнозов и подготовки плана реконфигурации.

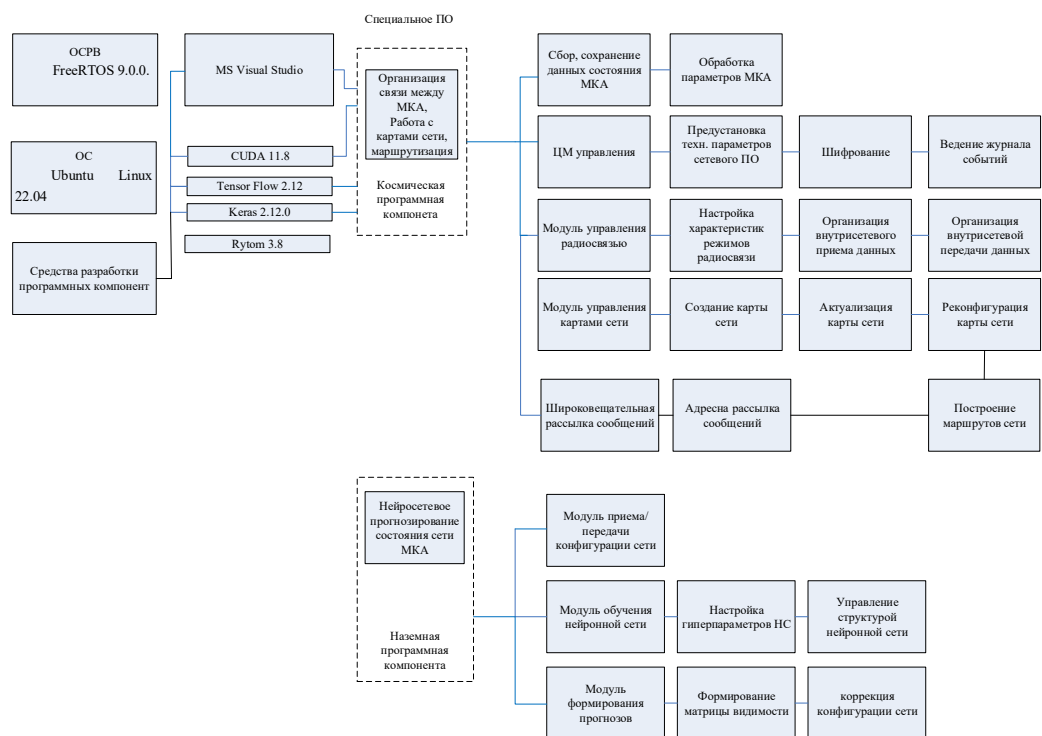


Рис. 2. Структура программной системы децентрализованного управления группировкой МКА

Главное преимущество распределенного программного приложения с децентрализованным принципом управления заключается в возможности одновременно выполнять отдельные рабочие модули на разных территориально распределенных МКА с синхронизацией процессов.

Основная нагрузка в составе сетевого ПО в части децентрализованного управления сетью связана с взаимодействием центрального модуля управления ПО и модулем управления радиосвязью, поэтому эти модули связаны входами и выходами с остальными модулями и областями памяти для хранения массивов расстояний, массивов качества связи и других системных переменных.

Общая схема взаимодействия модулей с учетом выделения логико-вычислительных блоков, блоков взаимодействия (настройки режимов, передачи ID МКА, установка предельных размеров и граничных значений и др.), отдельных блоков анализа и составление прогнозов и подготовки управляющей информации на реконфигурацию сети показана на рис. 3.

Данная схема (рис. 3) конкретизирует внутреннюю логику работы ПС, в которой выделяются следующие фазы управления сетью МКА:

- ♦ фаза 1: создание, актуализация сети на основе базовых процессов и типовых событий;
- ♦ фаза 2: анализ конфигурации сети и ее децентрализованное изменение;
- ♦ фаза 3 адаптивной реконфигурации.

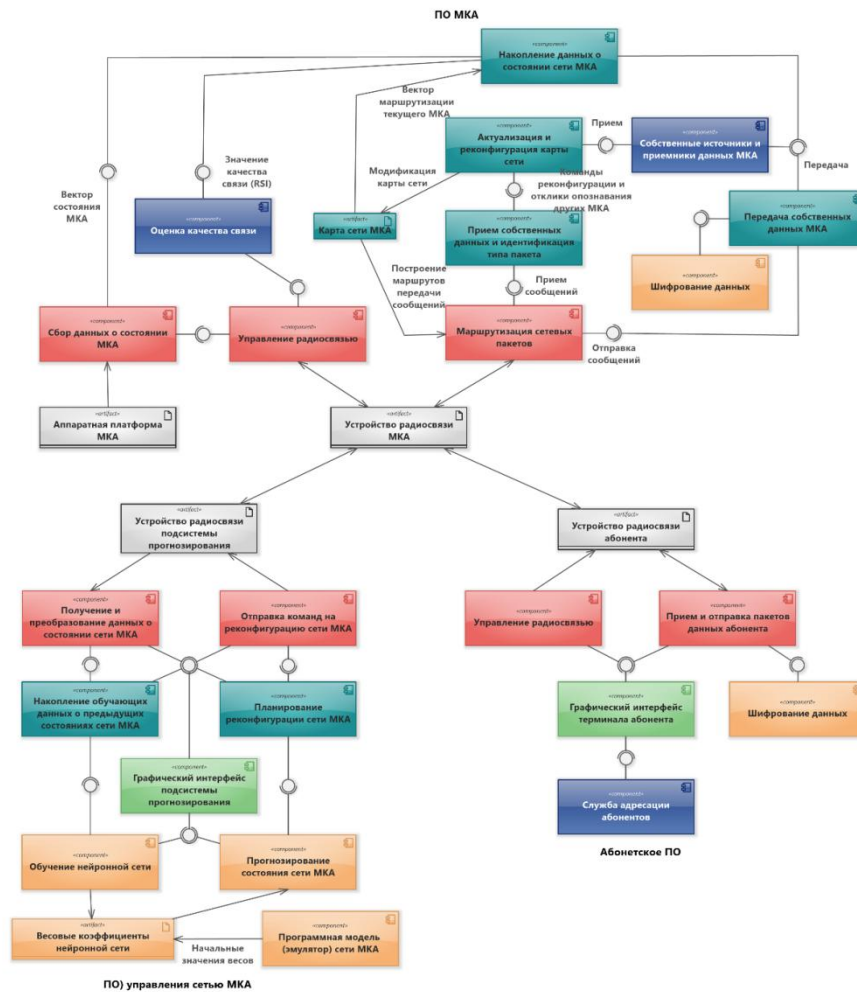


Рис. 3. Общая схема взаимодействия модулей ПС

Фаза 1 начинается с плановой подготовки будущей сети с помощью модуля сервисного обслуживания и базы данных параметров МКА (ID, формы и режимы передачи данных, форматы маршрутов и др.) использует созданную систему команд для управления функциональными узлами и блоками в составе центрального модуля управления, модуля управления радиосвязью. Она заключается в систематической рассылке, получении ответов и накоплении значений между парами МКА по расстояния и качеству сигнала.

Отдельной стороной идет получение собственно ТМИ каждым аппаратом и ее сохранения в димр памяти настроек. В дальнейшем ТМИ наряду с двухстрочной формой координат TLE будет использована для обучения сети, составления прогноза и подготовки управляющей информации на адаптивную реконфигурацию.

Фаза 2 реализует распределенное внесение изменений в конфигурацию сети МКА на основе имеющихся экземпляров карты сети. Ее результатом является обновленная карта сети МКА в соответствии с текущими состояниями МКА и их пространственным положением на орбите. Алгоритмическая основа - цикл широковещательных рассылок «коротких» служебных сообщений радио модулями LoraMesh. Прием, локальная обработка таких сообщений позволяют в установленные моменты времени проводить алгоритмическую реконфигурацию группировки по фактическому состоянию МКА или их взаимному положению на орбите.

Фаза 3 связана с работой наземной части ПС на базе НС Transformer. Начальное обучение выполняется по синтетическим данным, построенным по аналогии с протоколированием соединений спутниковой низкоорбитальной группировки. Для выполнения дообучения уже используются кадры сети МКА, со значением расстояний и уровня качества сети и состояний самих аппаратов. Прогнозирование заключается в анализе ретроспективных данных, выявлению потенциальных проблем с падением уровня сигнала между парами МКА, ухудшению состояния отдельного МКА в паре. Эти данные НС проверяются на выявление глобального тренда потери соединения в будущем.

Выполнена модификация архитектуры НС Transformer в виде дополнения блоки сети, отвечающих за реализацию множественных межслойных связей, пятью слоями с остаточными связями (Residual Layers), выступающими в роли энкодера признаков входных данных.

Конфигурация аппаратной платформы для обеспечения обучения/прогнозирования с помощью нейронной сети:

- ◆ Intel Core i7 – 4790, 8 x 3,60 ГГц;
- ◆ 32 Гб RAM DDR3-1600 МГц;
- ◆ 1 x NVIDIA GeForce RTX 4090 24Гб GDDR6X;
- ◆ SSD-накопитель Samsung 860 QVO 1024 Гб.

В качестве программной платформы для моделирования работы НС использованы библиотеки CUDA 11.8, CUDNN 8.5, GDAL 3.1, TensorFlow 2.8.0, Keras 2.10.0, osgEarth 2.8 [18–22].

Результаты и обсуждение. Наиболее значимой для поддержания связности сети является адаптивная реконфигурация сети МКА на основе составления прогнозных значений качества соединений между парами МКА в сети. Адаптивная реконфигурация реализуется алгоритмами обучения и прогнозирования.

Задача прогнозирования заключается в формировании матрицы качества связи $\mathbf{Q}(t_+)$ на основе рассчитанной матрицы прямой видимости $\mathbf{D}(t_+)$ и текущего множества векторов состояний МКА $\{\mathbf{v}_i(t)\}$ с помощью функционала прогнозирования $F_{Q+}(\cdot)$. Кроме того, данный функционал в качестве параметра также принимает матрицу весовых коэффициентов $\mathbf{W}(t_-)$, которая формируется с помощью функционала обучения $F_{Ql}(\cdot)$ на основе фактических данных о пространственных координатах МКА $\{p_i(t_-)\}$, множестве векторов состояний МКА $\{\mathbf{v}_i(t_-)\}$ и матрице качества связи $\mathbf{Q}(t_-)$. Здесь нижний индекс переменных имеет следующую интерпретацию:

- ◆ «+» – значение в текущий момент времени;
- ◆ «-» – значение в предыдущий момент времени.

Метод применения НС для прогнозирования возможных состояний сети малых космических аппаратов должен реализовать функционалы обучения $F_{Ql}(\cdot)$ и прогнозирования $F_{Q+}(\cdot)$ и, соответственно, разделен на две части:

1. Сбор фактических данных о состоянии сети МКА и обучение или дообучение НС с вычислением весовых коэффициентов в матрице $\mathbf{W}(t_-)$.
2. Расчет матрицы прямой видимости МКА $\mathbf{D}(t_+)$ и прогнозирование матрицы качества связи $\mathbf{Q}(t_+)$ в заданном интервале времени.

Для реализации функционалы обучения $F_{Ql}(\cdot)$ необходимо получить следующие данные о состоянии сети в целом и каждого МКА в частности:

- ◆ трехмерные геодезические координаты $p_i(t_-)$ МКА, которые вычисляются на основе их текущих TLE параметров;

♦ векторы состояния МКА $\mathbf{V}_i(t_-)$, формируемые встроенными средствами диагностики аппаратной платформы;

♦ матрицы фактического качества связи $\mathbf{Q}(t_-)$, которые создаются на основе отправки тестовых сигналов и регистрации времени их получения.

Все данные для обучения являются хронологическими (временными) рядами, причем каждый из компонентов имеет собственный интервал обновления (рис. 4): $p_i(t_-)$ – 1-5 сек, $\mathbf{Q}(t_-)$ – 5-20 сек, $\mathbf{V}_i(t_-)$ – 5-10 мин.

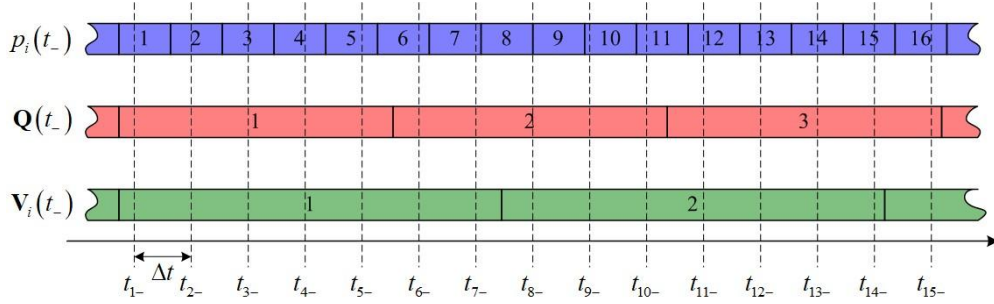


Рис. 4. Хронологические ряды данных о состоянии МКА и сети

Выявлено, что наилучший вариант применения НС для прогнозирования качества связи описывается отображением

$$\langle (p_i(t_+), \mathbf{V}_i(t_+)), (p_j(t_+), \mathbf{V}_j(t_+)) \rangle \longrightarrow q_{ij}(t_+), \quad (1)$$

которое связывает пространственные геодезические координаты пары МКА $p_i(t_+)$ и векторов их состояний $\mathbf{V}_i(t_+)$ с качеством связи между ними $q_{ij}(t_+)$ [16]. Следует отметить, что отображение (1) некоммутативно, поскольку $q_{ij}(t_+) \neq q_{ji}(t_+)$, хотя, без сомнений, значения должны быть близки. В рамках модели сети МКА также отмечена временная коррелированность всех указанных выше значений, что позволяет обобщить отображение (1) на заданный начальным моментом t_{0+} временной интервал с шагом Δt длиной N_t :

$$\langle p_i, \mathbf{V}_i, p_j, \mathbf{V}_j \rangle_{\tau} \longrightarrow \langle q_{ij} \rangle_{\tau}, \tau = t_{0+} + m \cdot \Delta t, m = \overline{1, N_t}, \quad (2)$$

где τ – дискретное время, используемое для обучения ИНС и прогнозирования:

$$\tau = t_{0+} + m \cdot \Delta t, m = \overline{1, N_t}, i = \overline{1, N_{MKA}(\tau)}, j = \overline{1, N_{MKA}(\tau)}. \quad (3)$$

Функционал обучения $F_{Ql}(\cdot)$ заключается в итеративном применении функции корректировки весов на основе предъявляемых на вход сети хронологических последовательностей данных о положении и состоянии МКА и соответствующих им данных о качестве связи:

$$\mathbf{W}_n = f_{Ql}(\langle p_i, \mathbf{V}_i, p_j, \mathbf{V}_j, q_{ij} \rangle_{\tau}, \mathbf{W}_{n-1}), \quad (2)$$

Реализация функции f_{Ql} (2) корректировки весов и принципы группировки подаваемых на вход данных зависят от выбранной архитектуры ИНС.

Обобщенный алгоритм обучения на базе нейронной сети Transformer включает следующие этапы:

1. Начальное обучение нейронной сети Transformer на основе синтетических и реальных данных.

2. Основной цикл работы сети включающий параллельные операции по управлению сетью МКА и сбору фактических данных о ее функционировании с периодическим до-обучением.

Начальное обучение нейронной сети является двухэтапным и включает:

- ♦ обучение на синтетических данных имитационной модели;
- ♦ обучение на фактических данных сети МКА при отключенном прогнозировании.

Для создания синтетических данных применяется имитационная модель сети из 100-150 МКА со случайным равномерным распределением начальных геодезических координат орбит и нормальным распределением высоты в диапазоне 300-600 км. Состояние аппаратной платформы генерируется по равномерному закону распределения в диапазоне [0..1]. Интервал сохранения данных составляет 12 измерений в минуту ($\Delta t = 5$ сек) при хронологической длине кадра сети N_t равной 500 элементов, что соответствует 35 кадрам сети в сутки.

Каждый кадр создается разреженным или полносвязанным. В качестве показателя качества связи используется уровень мощности принимаемого (входящего) сигнала – Received Signal Strength Indicator (RSSI), измеряемый в диапазоне 0 ... -120 дБм. Пороговое значение, соответствующее наличию связи между парами МКА, составляет -85 дБм. RSSI является неотъемлемой частью физического уровня передачи данных и не требует дополнительных затрат пропускной способности на периодическую оценку (не менее 1 раза в 5 сек).

Структура кадра обучения имеет вид (рис. 5).

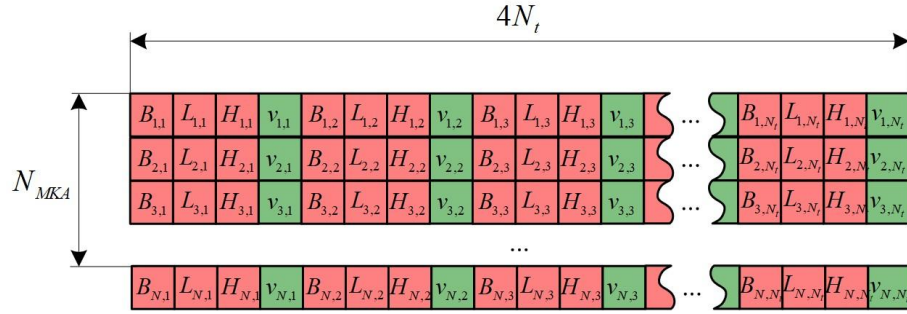


Рис. 5. Формат части кадра сети МКА для обучения

Единицей входных данных как при обучении, так и при прогнозировании является кортеж значений ij -ых пар МКА

$$\langle \langle p_i(t), \mathbf{V}_i(t) \rangle \times \langle p_j(t), \mathbf{V}_j(t) \rangle \rangle_{t=1}^{500}$$

из 4000 элементов, который формируется чередованием элементов i -й и j -й строк части кадра состояния сети (рис. 6).

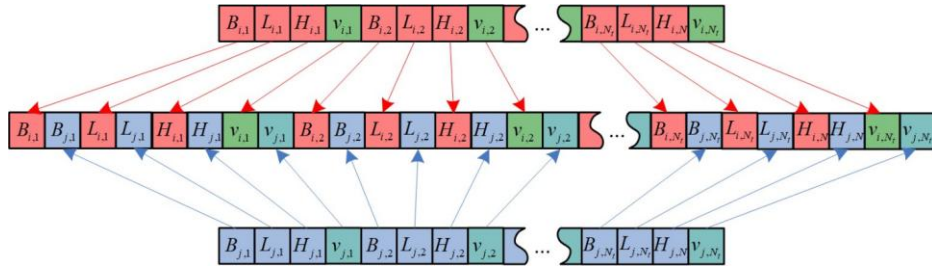


Рис. 6. Формирование исходных данных для обучения и прогнозирования

Объединение одноименных параметров МКА упрощает поиск взаимосвязанных данных при обучении нейронной сети. Расчеты на эмуляторе НС показали, что средне-квадратическая ошибка прогнозирования снижается с 30-40 до 12-15 дБм (в 1,5-2 раза). Графики обучения нейронной сети на разреженных и полносвязанных синтетических кадрах сети МКА показаны на рис. 7 и 8.

По завершении обучения на синтетических данных созданная НС способна прогнозировать качество связи с учетом прямой видимости, ослабления сигнала в зависимости от расстояния и состояния аппаратной плат-формы МКА. При этом вариант НС на полносвязных кадрах состояния сети МКА дает результат с трехкратно меньшим значением ошибки прогнозирования в отношении установленного порога в 15дБм. Полносвязные кадры сети МКА при обучении обладают большей информативностью и позволяют сократить минимальный интервал обучающей выборки с 1 недели до одного дня при равном количестве МКА в сети.

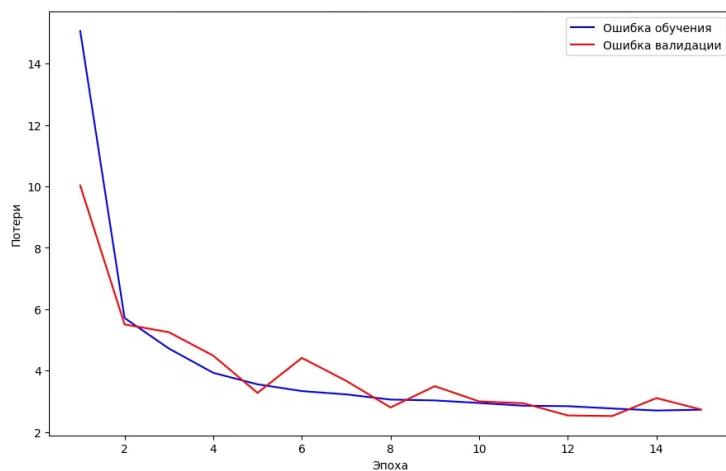


Рис. 7. График обучения НС на разреженных синтетических кадрах сети МКА

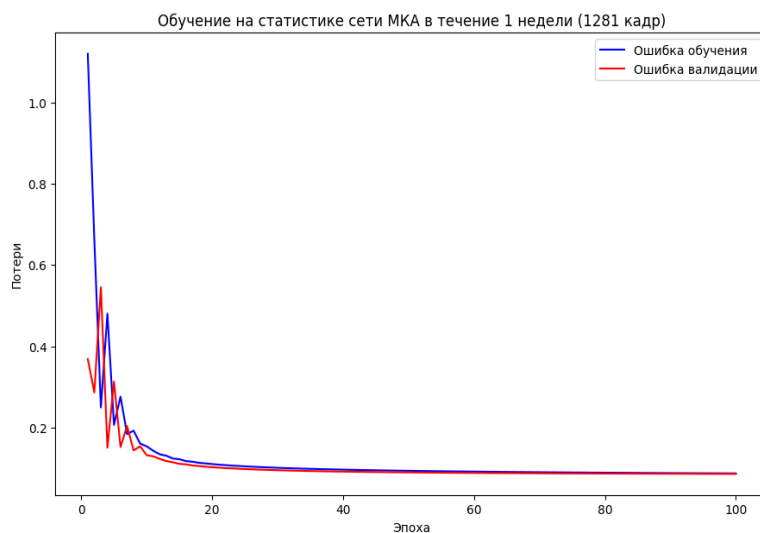


Рис. 8. График обучения НС на полносвязных синтетических кадрах сети МКА

Процесс прогнозирования оперирует кадрами состояния сети. Выходными данными для прогноза являются телеметрические части кадров сети, в которых пространственные геодезические координаты МКА в заданные моменты времени рассчитываются на основании их TLE параметров, а также используются крайние зарегистрированные значения состояний аппаратной платформы каждого из них.

Аналогично обучению единиц входных данных при прогнозировании является кортеж сочетаний параметров пары МКА

$$\left\langle \left\langle p_i(t), \mathbf{V}_i(t) \right\rangle \times \left\langle p_j(t), \mathbf{V}_j(t) \right\rangle \right\rangle_{t=1}^{500}.$$

Прогнозирование, в отличие от обучения выполняется на каждом из кадров состояния сети независимо друг от друга, как показано на блок-схеме алгоритма (рис. 9).

Алгоритм прогнозирования на основе Transformer (рисунок 8) реализуется в каждом МКА, в нем проводится постоянное обучение на основе исторических данных о качестве связи с другими МКА группировки, квантованными с интервалом 10-30 сек. Результат прогнозирования – вещественные значения качества связи в диапазоне [0,1], где 0 – отсутствие связи.

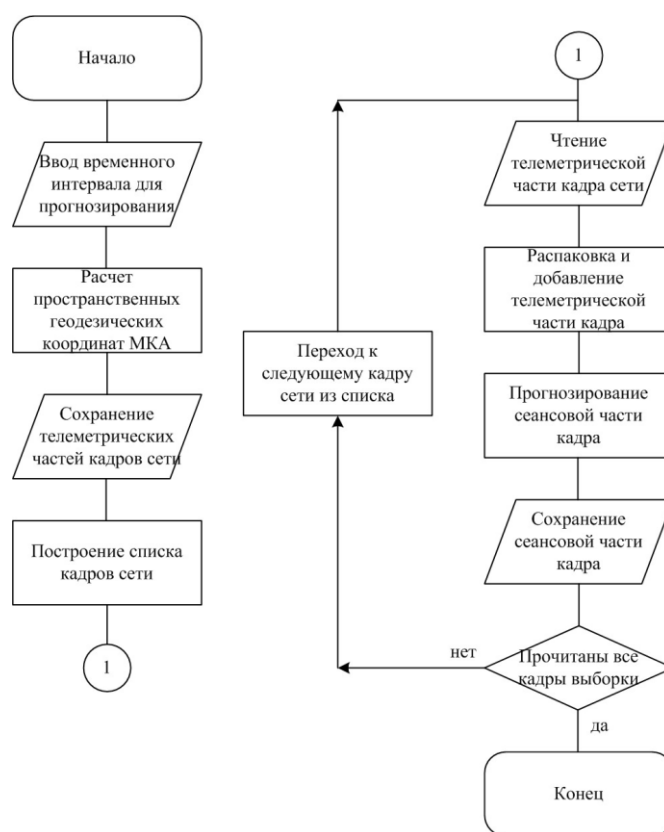


Рис. 9. Блок-схема алгоритма прогнозирования состояния сети МКА

Заключение:

1. Разработана программная система управления группировкой МКА, содержащая космическую и наземные части, взаимодействующие между собой в части передачи массивов координат и качества связи и состояний МКА. Программная система выполняет реконфигурацию как по текущему состоянию сети МКА (детерминированная реконфигурация), так и по историческим данным анализом НС Transformer скрытых закономерностей (адаптивная реконфигурация).

2. Модифицирована архитектура НС Transformer дополнением блоков, отвечающих за реализацию множественных межслойных связей, пятью слоями с остаточными связями (Residual Layers), выступающими в роли энкодера признаков входных данных, что позволило точнее выделять взаимосвязи между парами МКА и обеспечило повышение точности прогнозирования. Результаты работы нейронной сети используются для формирования команд на упреждающее изменение конфигурации сети путем исключения «проблемных» МКА из карты сети.

3. Разработаны аппаратно-программные средства для первичного обучения НС Transformer и ее последующего дообучения на основе разреженных и полносвязных синтетических данных. Определены алгоритмические средства для первичного обучения НС Transformer и ее последующего дообучения на основе синтетических данных. Результаты моделирования показали, что для группировки из 100-150 МКА с равномерным распределением начальных геодезических координат орбит и нормальным распределением высоты в диапазоне 300-600 км при создании временных рядов (длина кадра 500 элементов) состояний МКА с шагом составляет 12 измерений в минуту ($\Delta t = 5$ сек) точность прогнозирования повышается в 1,5-2 раза по сравнению с актуализацией группировки МКА только на фактических данных от широковещательной рассылки служебных сообщений. При этом применение полносвязных кадров сети МКА позволяет до трех раз уменьшить ошибку прогнозирования.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Абламейко С.В., Саечников В.А., Спиридонов А.А. Малые космические аппараты. – 2012. – 159 с.
2. Спиридонов А.А., Велиган В.А., Шалатонин И.А. [и др.]. Низкоорбитальные группировки мало-размерных космических аппаратов // Квантовая электроника: Матер. XIII Международной научно-технической конференции. – Минск: БелГУ, 2021. – С. 421-424.
3. Потюпин А.Ю. Управление многоспутниковыми орбитальными группировками // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. – 2020. – Т. 7. – Вып. 3. – С. 61-70.
4. Желтов С.Ю., Каляев И.А., Косьянчук В.В., Мельник Е.В., Зыбин Е.Ю. Реконфигурация систем управления воздушных судов. – М.: Российская академия наук, 2021. – 204 с.
5. Попков Г.В. Mesh-сети: перспективы развития, возможные применения // Проблемы информатики. – 2012. – № 3 (15). – С. 74-79.
6. Аганесов А.В., Макаренко С.И. Балансировка информационной нагрузки между воздушным и космическим сегментами объединенной воздушно космической сети связи, построенной на основе mesh-технологии // Научные технологии в космических исследованиях Земли. – 2016. Т. 8, № 1. – С. 17-25.
7. Зацепин Э.С. Характеристики протоколов в mesh-сетях // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2015. – № 1 (8). – https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2015/04/Zatsepin_1_15_1.pdf.
8. Каляев И.А., Гайдук А.Р. Однородные нейроподобные структуры в системах выбора действий интеллектуальных роботов. – М.: Изд-во «Янус-К», 2000. – 280 с.
9. Каляев И.А., Гайдук А.Р. Стайные принципы управления в группе объектов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2004. – № 12. – С. 27-38.
10. Каляев И.А., Капустян С.Г., Гайдук А.Р. Самоорганизующиеся распределенные системы управления группами интеллектуальных роботов, построенные на основе сетевой модели // Управление большими системами: Сб. трудов. – 2010. – № 30-1. – С. 605-639.
11. Каляев И.А., Мельник Э.В. Децентрализованные системы компьютерного управления. – Ростов-на-Дону: Южный научный центр РАН, 2011. – 196 с.
12. Каляев И.А., Капустян С.Г., Гайдук А.Р. Распределенные системы планирования действий коллективов роботов. – М.: Издательство «Янус-К», 2002. – 292 с.
13. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов. – М.: ООО Издательская фирма "Физико-математическая литература", 2009. – 280 с.
14. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Управление коллективом интеллектуальных объектов на основе стайных принципов // Вестник Южного научного центра РАН. – 2005. – Т. 1, № 2. – С. 20-27.
15. Каляев А.И., Каляев И.А. Метод мультиагентного диспетчирования ресурсов в облачных вычислительных средах // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 2016. – № 2. – С. 51-63.

16. Емельянов С.Г. [и др.]. Выбор архитектуры нейронной сети для реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов // Известия Юго-западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение». – 2023. – Т. 13, № 4. – С. 8-26.
17. Усатюк В.С., Егоров С.И., Локтионов А.П., Титенко Е.А., Чернецкая И.Е. Архитектура нейронных сетей на основе кодов на графах // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2023. – № 5 (235). – С.81-92.
18. Tensorflow. – URL: <https://www.tensorflow.org/?hl=ru> (дата обращения: 29.01.2024).
19. Cafe. – URL: <https://caffe.berkeleyvision.org> (дата обращения: 29.01.2024).
20. osgEarth. – URL: <https://github.com/gwaldron/osgearth> (дата обращения: 29.01.2024).
21. Qt. – URL: <https://github.com/qt> (дата обращения: 29.01.2024).
22. Keras. – URL: <https://keras.io> (дата обращения: 29.01.2024).

REFERENCES

1. Ablameyko S.V., Saechnikov V.A., Spiridonov A.A. *Malые kosmicheskie apparaty* [Small spacecraft], 2012, 159 p.
2. Spiridonov A.A., Veligan V.A., SHalatonin I.A. [и др.]. *Nizkoorbital'nye gruppirovki malorazmernykh kosmicheskikh apparatov* [Low-orbit groupings of small-sized spacecraft], *Kvantovaya elektronika: Mater. XIII Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Quantum electronics: Proceedings of the XIII International Scientific and Technical Conference]. Minsk: BelGU, 2021, pp. 421-424.
3. Potyupkin A.Yu. *Upravlenie mnogosputnikovymi orbital'nymi gruppirovkami* [Control of multi-satellite orbital constellations], *Raketno-kosmicheskoe priborostroenie i informatsionnye sistemy* [Rocket and space instrumentation and information systems], 2020, Vol. 7, Issue 3, pp. 61-70.
4. Zheltov S.Yu., Kalyaev I.A., Kos'yanchuk V.V., Mel'nik E.V., Zybin E.Yu. *Rekonfiguratsiya sistem upravleniya vozдушnykh sudov* [Reconfiguration of aircraft control systems]. Moscow: Rossiyskaya akademiya nauk, 2021, 204 p.
5. Popkov G.V. *Mesh-seti: perspektivy razvitiya, vozmozhnye primeneniya* [Mesh networks: development prospects, possible applications], *Problemy informatiki* [Problems of computer science], 2012, No. 3 (15), pp. 74-79.
6. Aganov S.V., Makarenko S.I. *Balansirovka informatsionno nagru ki me hdu vo dushnym i kosmicheskim segmentami ob"edinenno vo dushno kosmicheskoe seti svya i, postroenno na osnove mesh-tekhnologii* [Balancing the information load between the air and space segments of an integrated aerospace communication network built on the basis of mesh technology], *Naukoemkie tekhnologii v kosmicheskikh issledovaniyakh Zemli* [Science-intensive technologies in space research of the Earth], 2016, Vol. 8, No. 1, pp. 17-25.
7. Zatsypin E.S. *Kharakteristiki protokolov v mesh-setyakh* [Characteristics of protocols in mesh networks], *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* [Modeling, optimization and information technologies], 2015, No. 1 (8). Available at: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2015/04/Zatsypin_1_15_1.pdf.
8. Kalyaev I.A., Gayduk A.R. *Odnorodnye neyropodobnye struktury v sistemakh vybora deystviy intellektual'nykh robotov* [Homogeneous neural-like structures in action selection systems of intelligent robots]. Moscow: Izd-vo «YAnus-K», 2000, 280 p.
9. Kalyaev I.A., Gayduk A.R. *Staynye printsipy upravleniya v gruppe ob"ektov* [Flock principles of control in a group of objects], *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Mechatronics, automation, control], 2004, No. 12, pp. 27-38.
10. Kalyaev I.A., Kapustyan S.G., Gayduk A.R. *Samoorganizuyushchiesya raspredelennye sistemy upravleniya gruppami intellektual'nykh robotov, postroennye na osnove setevoy modeli* [Self-organizing distributed systems for managing groups of intelligent robots, built on the basis of a network model], *Upravlenie bol'shimi sistemami: Sb. trudov* [Management of large systems: Collection of works], 2010, No. 30-1, pp. 605-639.
11. Kalyaev I.A., Mel'nik E.V. *Detsentralizovannye sistemy komp'yuternogo upravleniya* [Decentralized computer control systems]. Rostov-on-Don: Yuzhnyy nauchnyy tsentr RAN, 2011, 196 p.
12. Kalyaev I.A., Kapustyan S.G., Gayduk A.R. *Raspredelennye sistemy planirovaniya deystviy kolektivov robotov* [Distributed systems for planning the actions of teams of robots]. Moscow: I datel'stvo «Yanus-K», 2002, 292 p.
13. Kalyaev I.A., Gayduk A.R., Kapustyan S.G. *Modeli i algoritmy kolektivnogo upravleniya v gruppakh robotov* [Models and algorithms for collective control in groups of robots]. Moscow: OOO Izdatel'skaya firma "Fiziko-matematicheskaya literatura", 2009, 280 p.

14. Kalyaev I.A., Gayduk A.R., Kapustyan S.G. Upravlenie kolektivom intellektual'nykh ob'ektov na osnove staynykh printsiptov [Management of a collective of intellectual objects based on flock principles], *Vestnik Yuzhnogo nauchnogo tsentra RAN* [Bulletin of the Southern Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2005, Vol. 1, No. 2, pp. 20-27.
15. Kalyaev I.A., Kalyaev I.A. Metod mul'tiagentnogo dispetchirovaniya resursov v oblachnykh vychislitel'nykh sredakh [Method of multi-agent resource dispatching in cloud computing environments], *Izvestiya Rossiyskoy akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* [Izvestia of the Russian Academy of Sciences. Theory and control systems], 2016, No. 2, pp. 51-63.
16. Emel'yanov S.G. [i dr.]. Vybory arkhitektury neyronnoy seti dlya realizatsii kognitivnykh funktsiy setevogo programmnogo obespecheniya upravleniya gruppirovkoy vzaimodeystvuyushchikh mal'nykh kosmicheskikh apparatov [Selecting a neural network architecture for implementing cognitive functions of network software for controlling a group of interacting small spacecraft], *Izvestiya Yugo-zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya «Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie»* [News of the South-Western State University. Series "Management, computer technology, information science. Medical instrumentation"], 2023, Vol. 13, No. 4, pp. 8-26.
17. Usatyuk V.S., Egorov S.I., Loktionov A.P., Titenko E.A., Chernetskaya I.E. Arkhitektura neyronnykh setey na osnove kodov na grafakh [Architecture of neural networks based on graph codes], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2023, No. 5 (235), pp. 81-92.
18. Tensorflow. Available at: <https://www.tensorflow.org/?hl=ru> (accessed 29.01.2024).
19. Caffe. Available at: <https://caffe.berkeleyvision.org> (accessed 29.01.2024).
20. osgEarth. Available at: <https://github.com/gwaldron/osgearth> (accessed 29.01.2024).
21. Qt. Available at: <https://github.com/qt> (accessed 29.01.2024).
22. Keras. Available at: <https://keras.io> (accessed 29.01.2024).

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Г.Е. Веселов.

Емельянов Сергей Геннадьевич – Юго-Западный государственный университет; г. Курск, Россия; e-mail: rector@swsu.ru; д.т.н.; профессор; ректор.

Фролов Сергей Николаевич – e-mail: snfrolov@mail.ru; к.т.н.; заместитель директора научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем.

Титенко Евгений Анатольевич – e-mail: johnTit@mail.ru; тел.: +79051588904; к.т.н.; доцент; ведущий научный сотрудник научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем.

Тетерин Дмитрий Павлович – e-mail: teterdp@mail.ru; д.т.н.; профессор; главный научный сотрудник научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем.

Локтионов Аскольд Петрович – e-mail: loapa@mail.ru; д.т.н.; доцент; главный научный сотрудник центра по координации академической и вузовской науки, научной и образовательной деятельности.

Emelyanov Sergey Gennadievich – Southwest State University; e-mail: rector@swsu.ru; Kursk, Russia; dr. of eng. sc.; professor; rector.

Frolov Sergey Nikolaevich – e-mail: snfrolov@mail.ru; cand. of eng. sc.; deputy director of the Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems.

Titenko Evgeny Anatolievich – e-mail: johnTit@mail.ru; phone: +79051588904; cand. of eng. sc.; associate professor, leading researcher of the Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems.

Teterin Dmitry Pavlovich – e-mail: teterdp@mail.ru; dr. of eng. sc.; professor; chief researcher of the Research Institute of Space Instrumentation and Radio-Electronic Systems.

Loktionov Askold Petrovich – e-mail: loapa@mail.ru; dr. of eng. sc.; associate professor; chief researcher Center for the Coordination of Academic and University Science.