

Выбор архитектуры нейронной сети для реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов

Е. А. Шиленков¹, С. Н. Фролов¹, Е. А. Титенко¹ ✉, С. Ю. Мирошниченко¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: johntit@mail.ru

Резюме

Целью исследования является обоснование и выбор архитектуры нейронной сети для возможности реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов.

Методы основаны на понятиях теории ИИ для управления группировкой МКА – использование адаптивных методов и средств, позволяющих принимать решения, аналогично механизмам мышления человека. Применительно к системам космической связи с гетерогенной структурой методы и технологии ИИ направлены на процессы прогнозирования состояния в каналах связи между узлами сети и автоматической реконфигурации сети аппаратов на основе процессов обучения нейронной сети (НС).

Результаты. В режиме обучения и прогнозирования необходимо использовать временные ряды параметров и координат конкретных пар МКА, обладающих ненулевой прямой видимостью. Специально для анализа временных рядов применяются рекуррентные нейронные сети (RNN), в частности LSTM. Идея работы RNN состоит в использовании в качестве входных данных для текущего прогноза не только векторов состояния МКА и их координат, но и предыдущего значения качества связи, фактического или прогнозного. В работе показано, что бортовые вычислительные мощности отдельного МКА не позволяют выполнять прогнозирование и обучение на борту. Следовательно, требуется выделенный наземный сегмент прогнозирования и мониторинга, который будет собирать апостериорную информацию, периодически выполнять обучение когнитивной модели, использовать ее для прогнозирования качества связи и передавать результаты узлам сети для построения маршрутов передачи данных.

Заключение. Анализ современных решений и выбор архитектуры нейронной сети для реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов показал, что наиболее полно требованиям проекта отвечают нейронные сети архитектуры Transformer, которые основаны на механизме внутреннего внимания. Архитектура Transformer позволяет использовать всю полноту априорных данных, обладает высокой скоростью обучения и прогнозирования.

Ключевые слова: группировка МКА; сетевое программное обеспечение; архитектура нейронной сети; рекуррентные нейронные сети; LSTM.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Выбор архитектуры нейронной сети для реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов / Е. А. Шиленков, С. Н. Фролов, Е. А. Титенко, С. Ю. Мирошниченко // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2023. Т. 13, № 4. С. 8–26. <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-4-8-26>.

Поступила в редакцию 02.10.2023

Подписана в печать 01.11.2023

Опубликована 22.12.2023

Selection of a Neural Network Architecture for Implementation of Cognitive Functions of Network Software for Control of a Group of Interacting Small Space Vehicles

Egor A. Shilenkov¹, Sergey N. Frolov¹, Evgeniy A. Titenko¹ ✉,
Sergey Yu. Miroshnichenko¹

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya Str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: johntit@mail.ru

Abstract

The purpose of the research is to substantiate and select the architecture of a neural network for the possibility of implementing the cognitive functions of network software for controlling a grouping of interacting small spacecraft.

Methods are based on the concepts of AI theory for managing the grouping of small spacecraft - the use of adaptive methods and tools that allow making decisions, similar to the mechanisms of human thinking. With regard to space communication systems with a heterogeneous structure, AI methods and technologies are aimed at the processes of predicting the state in communication channels between network nodes and automatic reconfiguration of the network of devices based on the learning processes of a neural network (NN).

Results. In the learning and forecasting mode, it is necessary to use time series of parameters and coordinates of specific pairs of small spacecraft with non-zero line of sight. Especially for time series analysis, recurrent neural networks (RNN) are used, in particular, LSTM. The idea of RNN operation is to use as input data for the current forecast not only the state vectors of the SVs and their coordinates, but also the previous value of the communication quality, actual or predictive. The paper shows that the onboard computing power of a separate MSC does not allow performing forecasting and training on board. Therefore, a dedicated ground segment of forecasting and monitoring is required, which will collect a posteriori information, periodically train the cognitive model, use it to predict the quality of communication, and transmit the results to the network nodes to build data transmission routes.

Conclusion. The analysis of modern solutions and the choice of neural network architecture for the implementation of the cognitive functions of the network software for controlling the grouping of interacting small spacecraft showed that the neural networks of the Transformer architecture, which are based on the mechanism of internal attention, most fully meet the requirements of the project. The Transformer architecture allows using the entirety of a priori data, has a high learning and forecasting speed.

Keywords: MCA grouping; network software; neural network architecture; recurrent neural networks; LSTM.

Conflict of interest: *The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.*

For citation: Shilenkov E. A., Frolov S. N., Titenko E. A., Miroshnichenko S. Yu. Selection of a Neural Network Architecture for Implementation of Cognitive Functions of Network Software for Control of a Group of Interacting Small Space Vehicles. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering.* 2023; 13(4): 8–26. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2023-13-4-8-26>.

Received 02.10.2023

Accepted 01.11.2023

Published 22.12.2023

Введение

Методы управления существующими группировками малых космических аппаратов (МКА) достаточно полно исследованы и описаны в отечественной и зарубежной литературе и условно делятся на методы маршрутизации без балансировки нагрузки в сети и с балансировкой нагрузки в сети [1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9; 10; 11; 12; 13; 14; 15]. Первый класс методов обеспечивает поиск оптимального (как правило одного) маршрута с учетом заданных требований. Реализация этих методов не поддерживает динамичное изменение числа МКА в группировке, хотя алгоритмически является достаточно простым. Оно подходит для сетей приемо-передающих элементов с неизменяемым составом – наземные стационарные абонентские станции. Для группировок космических аппаратов различных классов такая маршрутизация требует модификации и возможности перестройки маршрута на различное количество элементов. Методы маршрутизации с балансировкой нагрузки в сети предполагают нахождение допустимого множества маршрутов для всех пар источник-приемник и управление потока данных по ним по заданному критерию (например, критерий

максимальной производительности или отказоустойчивости сети передачи данных). Зачастую данные методы базируются на использовании технологии искусственного интеллекта (ИИ).

Материалы и методы

Отличительная особенность применения средств и технологий ИИ для управления группировкой МКА – введение в контуры управления, принятия решений адаптивных методов и средств, позволяющих принимать решения, аналогично механизмам мышления человека. Применительно к системам космической связи с гетерогенной структурой методы и технологии ИИ направлены на процессы прогнозирования состояния в каналах связи между узлами сети и автоматической реконфигурации сети аппаратов на основе процессов обучения нейронной сети (НС). Такое ПО позволит децентрализованно управлять структурой сети при ее переменном составе.

Когнитивные функции сетевого ПО заключаются в способности использовать исторические данные для решения задач прогнозирования и управления с целью поддержания устойчивого функционирования сети и минимизации потерь при передаче данных.

Задачи прогнозирования включают:

– прогнозирование технического состояния отдельных МКА (узлов сети) и оценки времени их функционирования в качестве узлов сети;

– прогнозирование качества связи между парами МКА при условии наличия взаимной видимости.

На основе прогноза технического состояния МКА и качества связи между парами МКА возможна выдача рекомендаций по досрочному:

– добавлению или исключению МКА из состава сети;

– поддержанию актуальной матрицы сети с учетом взаимного пространственного расположения ее узлов и их направлений движения;

– планированию и динамическому перестроению маршрутов передачи данных между МКА.

Задача прогнозирования технического состояния МКА неразрывно связана с его аппаратной платформой, которая для разных производителей и моделей МКА кардинально различается и описывается переменным количеством параметров различной физической природы. Разрабатываемое сетевое ПО должно быть максимально абстрагировано от аппаратных особенностей каждого конкретного МКА, чтобы обеспечить функционирование сети в условиях разнообразия структурно-функциональной организации аппаратов и систем [16; 17; 18].

Особенности работы МКА в космическом пространстве заключаются при отсутствии ремонтно-регламентных

работ, технического обслуживания, доставки и использования типовых элементов замены блоков и узлов аппаратов. Будучи выведенными на орбиту МКА функционируют в рамках отведенного временного срока и работоспособности основных подсистем. Вместе с тем некоторая обобщенная информация о состоянии МКА необходима для оценки времени их устойчивого функционирования в качестве узлов сети и для прогнозирования качества связи между парами МКА в пределах прямой видимости. В данном качестве может использоваться скалярное значение работоспособности, описывающее оставшийся ресурс МКА на текущий момент (рассчитывается с помощью локального ПО на борту МКА и передается в сетевое ПО) или компактный вектор значений «типовых» параметров МКА: напряжение солнечных батарей, напряжение на выходе аккумулятора, соотношение сигнал-шум приемопередатчика, температура на борту, частота вращения аппарата при движении по орбите. В составе системы команд сетевого ПО целесообразно иметь специализированную функцию Age (ID, UTC), которая будет обеспечивать НС необходимой информацией для составления прогнозов работоспособности аппаратов. В отличие от скалярной оценки состояния МКА вектор «типовых» параметров МКА дает больше дополнительной информации для составления прогноза НС, что позволяет немотонно учитывать множественные отклонения параметров.

При этом задача прогнозирования времени функционирования каждого конкретного МКА не является критически необходимой в силу того, что подобные события во временном масштабе сети редки (ресурс МКА в среднем составляет не менее 6 месяцев) и достоверно определяются фактическим отсутствием связи с другими МКА в течение нескольких суток.

Задача прогнозирования качества связи между парами МКА при условии наличия взаимной видимости является наиболее нетривиальной и многофакторной прогностической задачей. Прямая видимость между парой МКА, которая рассчитывается аналитически на основе имеющихся трехмерных геодезических координат, определяемых по орбитальным параметрам, отнюдь не является гарантией наличия связи и тем более не позволяет напрямую спрогнозировать ее качество. На качество связи помимо прямой видимости влияют следующие факторы:

- неудачная ориентация МКА в пространстве;
- состояние аппаратной платформы каждого из МКА (бортовая энергетика, ресурс оборудования);
- характеристики приемо-передающих устройств (тип антенны, мощность передатчика и др.);
- наличие естественных и искусственных помех.

Все эти факторы не имеют регулярной структуры и аналитических закономерностей, что значительно усложняет

расчетно-логический подход прогнозирования качества связи. Применение вероятностного подхода также видится малоперспективным, так как эффективное применение вероятностных моделей возможно при уменьшении количества учитываемых факторов и упрощения сложности модели с одновременной потерей качества прогнозирования.

С учетом этого наиболее перспективным вариантом следует считать добавление в сетевое ПО когнитивных возможностей анализа и выявления зависимостей в фактических (исторических) данных о взаимном положении МКА, состоянии их аппаратной платформы и соответствующем качестве связи. Среди известных подходов (логические, продукционные, фреймовые модели знаний, аппарат генетических алгоритмов, нейронные сети) аппарат прогностических нейронной сети видится наилучшим решением, так как он достаточно инвариантен к объему входных данных, позволяет за счет внутренней структуры НС описывать сложные нелинейные закономерности между факторами. Вариант построения прогностической нейросетевой модели видится наилучшим решением.

Прогноз на добавление или исключение МКА из состава сети включает две основные составляющие:

- 1) актуализация информации о состоянии МКА (вершинах графа сети);
- 2) актуализация наличия и качества связи между МКА (ребер графа сети и их весов).

Ориентировочная частота актуализация информации о состоянии вершин сети зависит от количества действующих МКА, графика запуска новых, но в любом случае не чаще, чем 1 раз в 12 часов. При наличии уникальных идентификаторов МКА задача добавления новых вершин в граф сети является тривиальной. Процесс исключения МКА представляется немного более сложным, однако также имеет классическое алгоритмическое решение на основе сопоставления «окон» прямой видимости (рассчитываются на основе орбитальных параметров) с фактическим наличием и качеством связи. В составе метаправил реконфигурации сети, если МКА недоступен в течение периода времени (2-3 дня), он должен быть принудительно исключен из состава сети, а его идентификатор освобожден для новых подключений, если же МКА периодически в течение периода времени подает сигналы к подключению, то такой аппарат следует считать отложенным к добавлению в сеть, его идентификатор сохраняется.

Поддержание актуальной карты сети с учетом взаимного пространственного расположения ее узлов представляется более динамичной во времени задачей. Обновление ребер графа сети должно выполняться значительно чаще по сравнению с обновлением вершин – один раз в 1–10 мин. Необходимость обновления также рассчитывается аналитически по орбитальным параметрам МКА, которая позволяет определить

вход или выход из зоны прямой видимости для любой пары аппаратов. Сеть при этом должна работать в комбинированном режиме, сочетая реактивное и проактивное функционирование для актуализации показателей фактического качества связи для пар МКА, имеющих взаимную прямую видимость. Использование интеллектуальных алгоритмов для актуализации фактического качества связей видится избыточным и нерациональным.

Рассмотрим *планирование и динамическое перестроение маршрутов передачи данных между МКА*. Топология сети МКА представляет собой нерегулярно связанный граф с постоянно изменяющимися весами дуг, поэтому построенный маршрут передачи данных между парой МКА (равно как и несколько альтернативных маршрутов) достаточно быстро теряет актуальность (в среднем в течение 10 мин), что приводит к разрыву связи и необходимости перестроения маршрута. При перестроении по факту разрыва отсутствует возможность установления долгоживущих стабильных каналов со средним временем доступности не менее 99% (единственный вариант – поддержание нескольких альтернативных маршрутов и отдельное перестроение каждого из них при фактической недоступности, однако такой вариант дает чрезмерную нагрузку на сеть МКА, усложняет балансировку и снижает пропускную способность кратно количеству запасных маршрутов). Наилучшим решением представляется построение

маршрутов на множестве виртуальных графов сети, создаваемом на основе прогнозируемого с помощью когнитивных нейросетевых алгоритмов качества связи в требуемом временном интервале. При этом само построение маршрута является классическим поиском кратчайшего пути (нескольких путей) на взвешенном графе.

Таким образом, наиболее актуальной задачей, требующей применения когнитивных алгоритмов, является прогнозирование качества связи между парами МКА на основе фактических (исторических) данных об их взаимном положении, состоянии их аппаратной платформы и соответствующем качестве связи.

Результаты и их обсуждение

Основным требованием, предъявляемым к когнитивным функциям сетевого ПО, является замкнутый контур обучения реализующих их интеллектуальных алгоритмов, что подразумевает обучение лишь на фактических данных о состоянии узлов сети (МКА), ее топологии (наличии прямой видимости) и качестве связи. Использование любых критериев экспертной оценки (например, семантических градаций качества связи или состояния МКА), равно как и введение искусственной разметки исходных данных, предполагает добавление в контур обучения (дообучения) эксперта или оператора, что, в свою очередь, делает неопределенной длительность каждой итерации обучения алгоритма и

точность получаемой нейросетевой модели, поскольку последняя начинает зависеть от точности разметки, а значит, от качества работы оператора.

Следовательно, разрабатываемые когнитивные модели должны быть сфокусированы на обучении с помощью апостериорной информации в следующем составе:

- орбитальные параметры и вектор состояния каждого МКА в составе сети;
- матрица прямой видимости – квадратная симметричная относительно главной диагонали матрица, каждый элемент которой сигнализирует о наличии прямой видимости между соответствующей парой МКА;
- матрица фактического качества связи, конфигурация которой аналогична матрице прямой видимости, а каждый элемент описывает частоту передачи проактивных сообщений.

Апостериорная информация постоянно изменяется и для корректного использования в процессе обучения должна быть снабжена временными метками. Поскольку информация собирается со всей сети, необходима временная синхронизация ее узлов. Результатом работы создаваемой когнитивной модели является прогнозируемая матрица качества связи (а точнее, их кортеж, покрывающий некоторый временной интервал, например ближайшие 3-6 часов).

Варианты реализации когнитивной модели и выбора конкретной архитектуры нейронной сети зависят от

используемых входных данных, среди которых следует выделить следующие:

- прогнозирование качества связи на основе прямой видимости;
- прогнозирование качества связи на основе трехмерных геодезических координат;
- прогнозирование качества связи на основе прямой видимости и векторов состояния МКА;
- прогнозирование качества связи на основе прямой видимости, трехмерных геодезических координат и векторов состояния МКА.

Рассмотрим подробнее названные варианты.

Первым вариантом решения задачи прогнозирования является порождение

матрицы качества связи на основе матрицы прямой видимости, которая рассчитывается исходя из орбитальных параметров МКА. Данная матрица, по сути, является бинарной маской для прогнозирования, которое должно быть выполнено только для ненулевых элементов. Представив матрицу прямой видимости в виде бинарного изображения, а матрицу качества – полутонового, задачу следует сформулировать как порождение изображения по бинарной маске. Данная задача решается с помощью генеративных состязательных сетей (Generative adversarial network, GAN) [19], которые используют обучающие данные для порождения правдоподобных изображений (рис. 1).

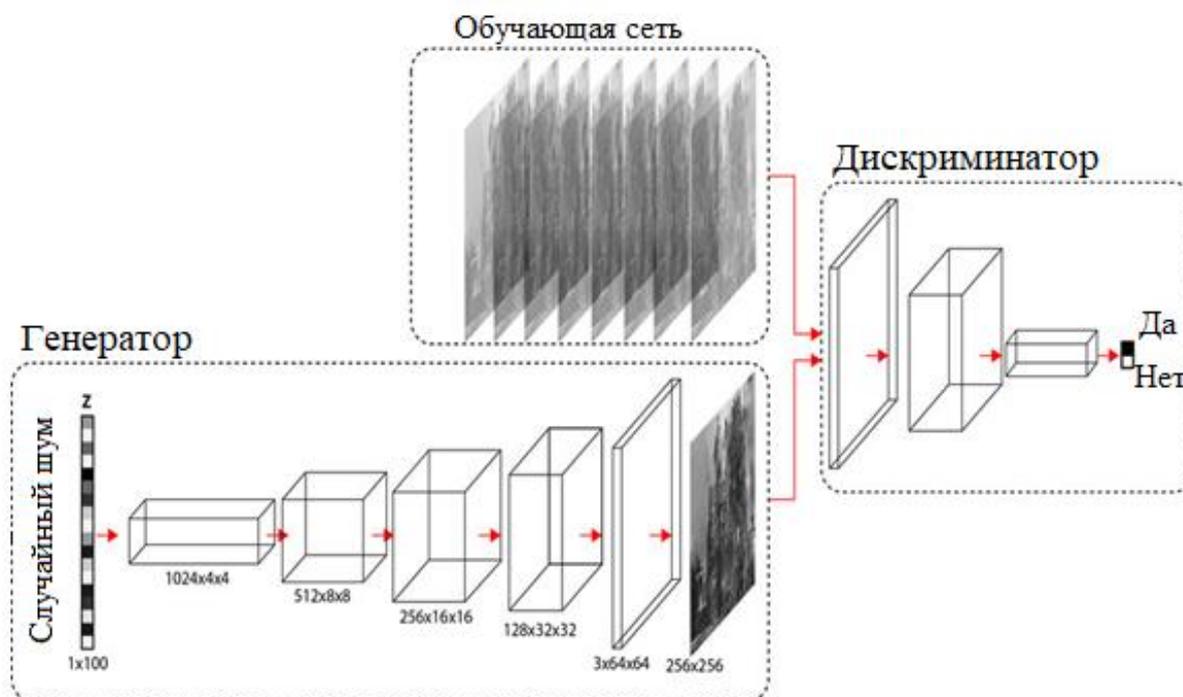


Рис. 1. Архитектура классической GAN-сети

Fig. 1. Architecture of a classical GAN-network

Архитектурно GAN включает в себя генерирующую сеть (генератор, generator), порождающую варианты результирующего изображения, и дискриминирующую сеть (дискриминатор, discriminator), которая проверяет их адекватность. Классические варианты генератора, создающие изображения из вектора значений гауссова шума [20], для задачи прогнозирования не подходят,

поскольку они, по сути, не имеют входных параметров.

Генератор для решения описанной выше задачи должен иметь структуру, подобную сегментирующим сетям SEGNET или U-Net [21; 22], что позволяет анализировать входную бинарную матрицу прямой видимости и порождать на ее основе матрицу прогнозируемого качества связи (рис. 2).

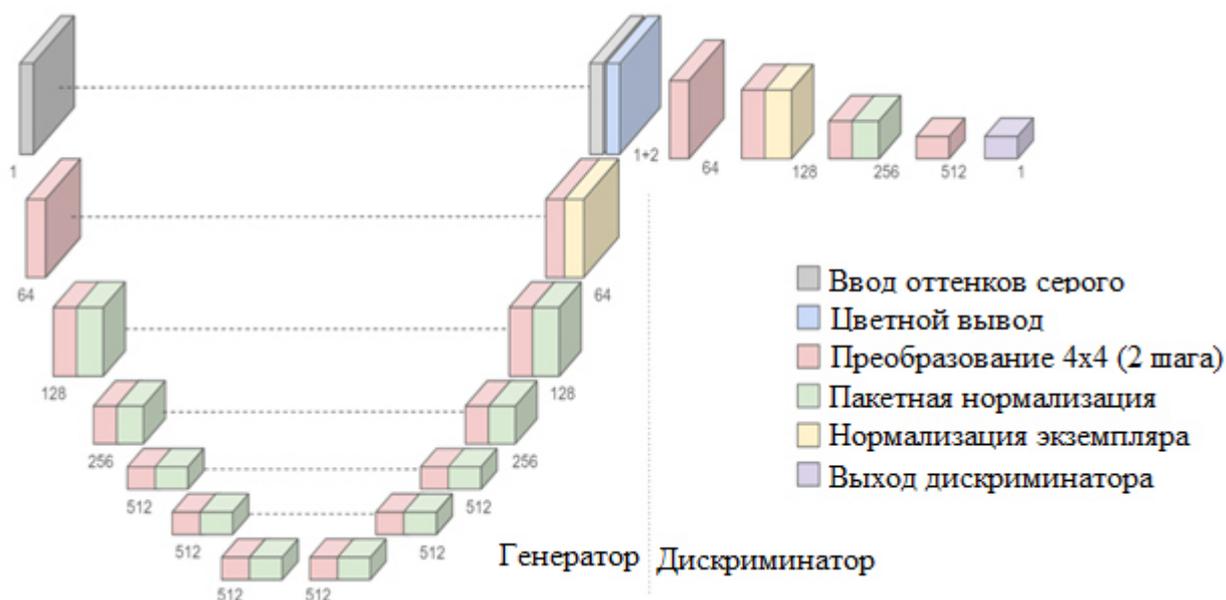


Рис. 2. Архитектура U-Net подобной GAN-сети

Fig. 2. U-Net architecture of a similar GAN-network

Дискриминатор выполняет сопоставление результатов генерации с особенностями обучающих данных и определяет итоговое соответствие.

Описанный подход чрезвычайно прост в реализации, т. к. практически не требует модификации готовых решений. Однако результат работы подобного GAN-алгоритма в задаче прогнозирования может варьироваться в широчайших пределах и с вероятностью, близкой к единице, не будет коррелировать с фактической информацией о качестве связи

в силу того, что входные данные не отражают ни состояния МКА, ни их положения и распределения в пространстве.

Вариант адаптации классического GAN-алгоритма позволяет использовать в качестве ключа для порождения матрицы прогнозируемого качества связи вектор трехмерных геодезических координат вместо случайных значений гауссова шума. Матрица прямой видимости при этом должна использоваться как вход дискриминатора для отсеивания некорректных прогнозов, а также

накладываться в качестве итоговой бинарной маски на лучший результат.

Описанное решение использует больше фактических данных, и, очевидно, его прогноз обладает меньшей априорной неопределенностью по сравнению с предыдущим вариантом. Вместе с этим сам принцип представления матриц прямой видимости и качества связи в виде изображений имеет общий критический недостаток – семантически элементы матриц не имеют пространственной корреляции. Если изменить индексацию МКА в рамках сети, то пространственная структура матриц изменится, однако фактически они останутся тождественными. Данный факт является большой проблемой для любых сверточных архитектур нейронных сетей (будь то генеративные или классические сегментационные), которые создавались для обработки изображений в первую очередь на основе локальных пространственных структур. Выходом из ситуации может служить особый вид аугментации обучающих данных с помощью синхронной случайной перестановки строк и столбцов вектора геодезических координат МКА, а также матриц прямой видимости и качества связи. Побочным эффектом является «раздувание» обучающей выборки и рост времени обучения. Плюс алгоритмы прогнозирования никак не учитывают состояние оборудования МКА.

Реализация варианта прогнозирования качества связи на основе прямой видимости и векторов состояния МКА

аналогична предыдущей за исключением того, что в качестве ключа для генерации будет использован не вектор трехмерных геодезических координат, а вектор состояний МКА. Проблема пространственной некоррелированности элементов матриц прямой видимости и качества связи, равно как высокой априорной неопределенности результатов прогнозирования, сохраняется.

Оптимальным вариантом с точки зрения полноты входных данных, для реализации которого с учетом описанных выше недостатков необходимо рассмотреть другие подходы к их группировке и соответственно выбрать более подходящую архитектуру, является прогнозирование качества связи на основе прямой видимости, трехмерных геодезических координат и векторов состояния МКА.

В первую очередь для избавления от локализации ложных пространственных структур в матрицах необходимо перейти к прогнозированию отдельных элементов матрицы качества, что сводит задачу к предсказанию скалярного значения на основе входного вектора (два вектора состояний МКА плюс координаты обоих МКА). Наиболее подходящей и современной архитектурой для данной постановки задачи является Transformer, основанная на механизме внутреннего внимания и имитирующая когнитивную способность человека фокусироваться на определенных особенностях входных данных для принятия решения (рис. 3).

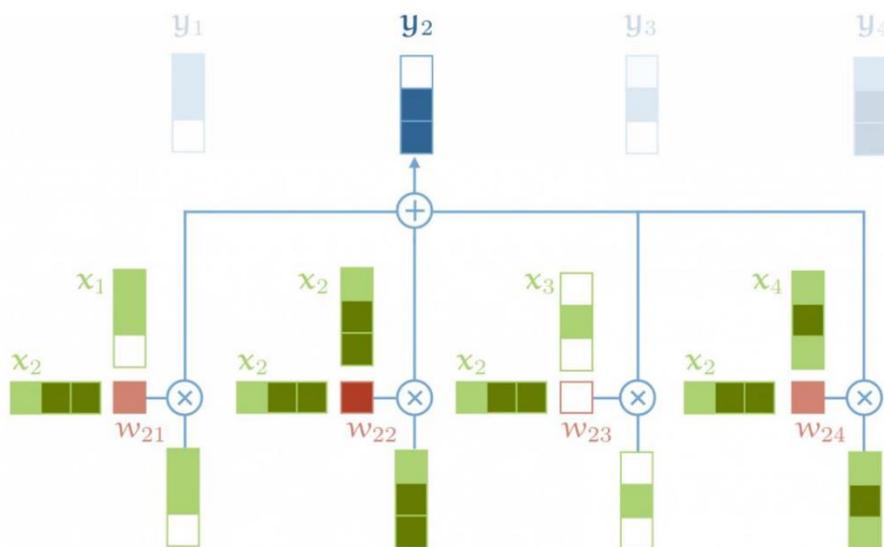


Рис. 3. Архитектура сети Transformer с визуализацией работы механизма внутреннего внимания [23]

Fig. 3. Architecture of the Transformer network with visualization of the internal attention mechanism [23]

Вектора состояний МКА и их координаты формируют входной вектор X , который с помощью «механизма внимания» на основе нормированного скалярного произведения (Scaled Dot-Product Attention) со множеством весовых коэффициентов, настраиваемых при обучении, трансформируется в прогнозируемое качество связи. Возможен также вариант использования векторов состояния в качестве входа сети, а координат – в качестве описания контекста (embedding), или наоборот.

Алгоритм прогнозирования на основе Transformer реализуется в каждом МКА, он будет постоянно обучаться на основе исторических данных о качестве связи с другими МКА группировки, квантованными с интервалом 10–30 с. Результатом предсказания будет выступать вектор аналогичным образом квантованных вещественных значений

качества в диапазоне $[0,1]$, где 0 – отсутствие связи. При вводе в группировку нового МКА возможен перенос весовых коэффициентов для использования в качестве стартовой предобученной модели, которая будет лишь донастраиваться на актуальных данных.

Принятие решения об удалении спутника из группировки производится на основе результатов решения задачи прогнозирования видимости спутника и отнесения МКА к классу отключенных от группировки спутников. Для решения задачи прогнозирования каналов связи МКА в системе применяется нейронная сеть архитектуры Transformer.

Единственной потенциальной проблемой данного решения видится отсутствие корреляции отдельных прогнозов качества связи во времени. Следовательно, как при обучении, так и при прогнозировании необходимо использовать

временные ряды параметров и координат конкретных пар МКА, обладающих ненулевой прямой видимостью. Специально для анализа временных рядов

применяются рекуррентные нейронные сети (Recurrent neural networks, RNN), наиболее распространенной из которых является LSTM (рис. 4).

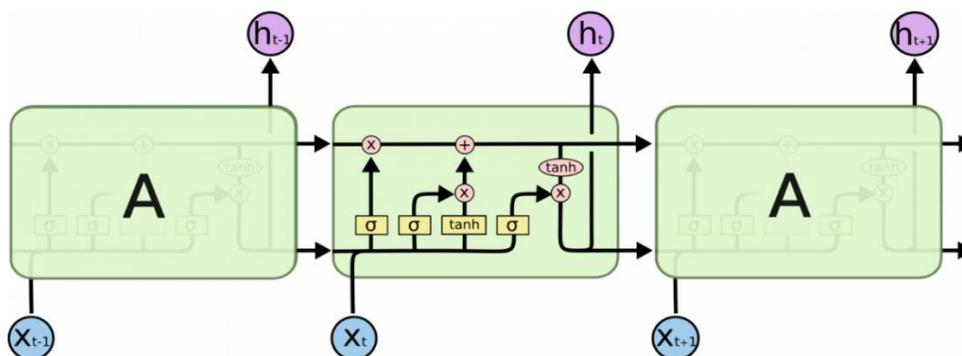


Рис. 4. Архитектура LSTM-сети [23]

Fig. 4. LSTM network architecture [23]

Идея работы RNN как раз состоит в использовании в качестве входных данных для текущего прогноза не только векторов состояния МКА и их координат, но и предыдущего значения качества связи, которое может быть как фактическим, так ранее спрогнозированным. Анализ публикаций показывает, что ИНС архитектуры Transformer позволяют решать задачу прогнозирования временных рядов с аналогичной LSTM-точностью, но быстрее обучаются и накладывают меньше ограничений на выходные данные [24; 25].

Очевидно, что бортовые вычислительные мощности как отдельного МКА, так и сети в целом не позволяют выполнять прогнозирование и тем более обучение на борту. Следовательно, требуется выделенный наземный сегмент прогнозирования и мониторинга, который будет собирать апостериорную информацию, периодически выполнять

обучение когнитивной модели, использовать ее для прогнозирования качества связи и передавать результаты узлам сети для построения маршрутов передачи данных.

По результатам проведенного анализа современных решений и архитектур нейронных сетей для реализации когнитивных функций сетевого ПО выбрана архитектура Transformer, которая позволяет использовать всю полноту априорных данных, обладает высокой скоростью обучения и прогнозирования.

Выводы

Таким образом, на основании вышеизложенного можно сделать следующие выводы.

1. Анализ методов управления группировкой МКА показал, что наиболее эффективным является метод управления на принципах искусственного интеллекта, поскольку моделирование

когнитивных возможностей человека по прогнозированию поведения сети и реализация немонотонных принципов принятия решений позволяют совместить расчётные и прогнозные шаги алгоритмов по управлению группировкой как единой системой.

2. Анализ современных программных средств для управления группировкой МКА показал, что существующие решения в составе программно-аппаратных средств управления аппаратом создаются на языке программирования низкого уровня, используют закрытые протоколы, не имеют встроенных функций оценки структуры сети, выделенных настроечных сервисов, что не позволяет в полной мере реализовать функциональность, необходимую для эффективного управления сетью МКА в составе mesh-сети.

Определение когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих МКА показало, что наиболее

актуальной задачей, требующей применения когнитивных алгоритмов, является прогнозирование качества связи между парами МКА на основе фактических (исторических) данных об их взаимном положении, состоянии их аппаратной платформы и соответствующем качестве связи, что позволит эффективно управлять сетью взаимодействующих МКА.

3. Анализ современных решений и выбор архитектуры нейронной сети для реализации когнитивных функций сетевого программного обеспечения управления группировкой взаимодействующих малых космических аппаратов показал, что наиболее полно требованиям проекта отвечают нейронные сети архитектуры Transformer, которые основаны на механизме внутреннего внимания. Архитектура Transformer позволяет использовать всю полноту априорных данных, обладает высокой скоростью обучения и прогнозирования.

Список литературы

1. 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 исследования в космических исследованиях Земли. 2016. Т. 8, № 1. С. 17–25.
2. Аганесов А. В., Макаренко С. И. Модель воздушно-космической сети связи с иерархическим принципом ретрансляции информационных потоков // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. 2015. Т. 4, № 20. С. 43–51.
3. Аганесов А. В. Модель сети спутниковой связи на основе протокола случайного множественного доступа S-ALOHA // Системы управления, связи и безопасности. 2015. № 2. С. 99–134.

4. Аганесов А. В. Анализ качества обслуживания в воздушно-космической сети связи на основе иерархического и децентрализованного принципов ретрансляции информационных потоков // Системы управления, связи и безопасности. 2015. № 3. С. 92–121.
5. Оценка своевременности связи при передаче мультисервисного трафика в сети спутниковой связи специального назначения / Е. А. Новиков, Д. Р. Уткин, А. Г. Шадрин, М. Н. Квасов // Системы управления, связи и безопасности. 2018. № 1. С. 136–155.
6. Митряев Г. А., Новиков Е. А., Уткин Д. Р. Модель прогнозирования пользовательской нагрузки в обратном канале сети спутниковой связи на основе вейвлет-преобразования // Проблемы технического обеспечения войск в современных условиях: труды II Межвузовской научно-практической конференции. СПб.: Военная академия связи имени Маршала Советского Союза С. М. Буденного, 2017. Т. 2. С. 140–143.
7. Новиков Е. А., Зиннуров С. Х. Модель гибкого обслуживания трафика сложной структуры и алгоритм оперативного резервирования дополнительных каналов в земных станциях спутниковой связи // Системы управления, связи и безопасности. 2017. № 1. С. 98–115.
8. Модель гибкого обслуживания мультисервисного трафика в земных станциях спутниковой связи / Е. А. Новиков, С. Х. Зиннуров, В. В. Гапонов, Е. Н. Астахов // Современные проблемы создания и эксплуатации вооружения, военной и специальной техники: сборник статей III Всероссийской научно-практической конференции. СПб.: Арт-Экспресс, 2016. Т. 2. С. 344–348.
9. Новиков Е. А., Уткин Д. Р. Прогнозирование пользовательской нагрузки, поступающей на коммутационное оборудование земной станции военной сети спутниковой связи // Современные проблемы создания и эксплуатации вооружения, военной и специальной техники: сборник статей III Всероссийской научно-практической конференции. СПб.: Арт-Экспресс, 2016. Т. 2. С. 378–382.
10. Huang C., Liu F. A distributed class-based alternative routing under a congestion control architecture for LEO satellite networks // 2010 IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Information Security (WCNIS). Beijing, China: IEEE, 2010. P. 431–435.
11. Agent-Based Distributed Routing Algorithm with Traffic Prediction for LEO Satellite Network / Z. Na, Z. Gao, Y. Cui, L. Chen, Q. Guo // International Journal of Future Generation Communication & Networks. 2013. Vol. 6, N 3. P. 67.
12. An Optimal Rate Control and Routing Scheme for Multipath Networks / W. Sun, Y. Zhang, H. Zhang, S. Li // Int. J. of Computers, Communications & Control. 2011. Vol. 6, N 4. P. 657–668.

13. Load Balancing Routing Based on Agent for Polar-orbit LEO Satellite Networks / J. Zhu, Y. Rao, L. Fu, W. Chen, X. Shao // *Journal of Information & Computational Science*. 2012. Vol. 9, N 5. P. 1373–1384.
14. Explicit Load Balancing Technique for N GEO Satellite IP Networks with On-Board Processing Capabilities / T. Taleb, D. Mashimo, A. Jamalipour, N. Kato // *IEEE/ACM Transactions on Networking*. 2009. Vol. 17, N 1. P. 281–293.
15. Zihе G., Qing G., Zhenyu N. A. Distributed Multipath Routing Strategy for LEO Satellite Networks // *Tamkang Journal of Science and Engineering*. 2011. Vol. 14, N 2. P. 161–169.
16. Туманов А. В., Зеленцов В. В., Щеглов Г. А. Основы компоновки бортового оборудования космических аппаратов. М.: Издательство Московского государственного технического университета имени Н. Э. Баумана, 2018. 572 с.
17. Перспективы научных исследований в области сетей связи на 2017–2020 годы / А. Е. Кучерявый, А. Г. Владыко, Р. В. Киричек, М. А. Маколкина, А. И. Парамонов, А. И. Выборнова, Р. Я. Пирмагомедов // *Информационные технологии и телекоммуникации*. 2016. Т. 4, № 3. С. 1–14.
18. Емельянов С. Г., Бобырь М. В., Бондаренко Б. А. Нечетко-логическая система распознавания цвета с помощью быстродействующего дефаззификатора // *Известия Юго-Западного государственного университета*. 2022. Т. 26, № 4. С. 103–116.
19. Koucheryavy A., Vladyko A., Kirichek R. State of the Art and Research Challenges for Public Flying Ubiquitous Sensor Networks // *Lecture Notes in Computer Science*. 2015. Vol. 9247. P. 299–308.
20. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. URL: <https://arxiv.org/abs/1611.07004> (дата обращения: 25.09.2023).
21. Generative Adversarial Nets. URL: <https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf> (дата обращения: 18.09.2023).
22. Building Footprint Extraction from High Resolution Aerial Images Using Generative Adversarial Network Architecture. URL: <https://www.researchgate.net/publication/346027874> (дата обращения: 18.09.2023).
23. End-to-End Conditional GAN-based Architectures for Image Colourisation. URL: <https://arxiv.org/pdf/1908.09873.pdf> (дата обращения: 18.09.2023).
24. Attention Is All You Need. URL: <https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf> (дата обращения: 18.09.2023).
25. Depth-Gated Recurrent Neural Networks. URL: <https://arxiv.org/pdf/1508.03790v2.pdf> (дата обращения: 18.09.2023).

References

1. Aganesov A. V., Makarenko S. I. Balansirovka informacionnoï nagruzki mezhdu vozdushnym i kosmicheskim segmentami ob"edinennoï vozdušno kosmicheskoï seti svyazi, postroennoï na osnove mesh-tekhnologii [Balancing the information load between the air and space segments of the integrated aerospace communication network built on the basis of mesh technology]. *Naukoemkie tekhnologii v kosmicheskikh issledovaniyah Zemli = Scienceintensive Technologies in Space Research of the Earth*, 2016, vol. 8, no. 1, pp. 17–25.

2. Aganesov A. V., Makarenko S. I. Model' vozdušno-kosmicheskoï seti svyazi s ierarhicheskim principom retranslyacii informacionnyh potokov [Model of an aerospace communication network with a hierarchical principle of relaying information flows]. *Radio-tekhnicheskie i telekommunikacionnye sistemy = Radio Engineering and Telecommunication Systems*, 2015, vol. 4, no. 20, pp. 43–51.

3. Aganesov A. Model' seti sputnikovoï svyazi na osnove protokola sluchainogo mnozhestvennogo dostupa S-ALOHA V [Model of a satellite communication network based on the protocol of random multiple access S-ALOHA]. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Control Systems, Communications and Security*, 2015, no. 2, pp. 99–134.

4. Aganesov A. V. Analiz kachestva obsluzhivaniya v vozdušno-kosmicheskoï seti svyazi na osnove ierarhicheskogo i decentralizovannogo principov retranslyacii informacionnyh potokov [Analysis of the quality of service in the aerospace communication network based on the hierarchical and decentralized principles of information flow retransmission]. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Management, Communication and Security systems*, 2015, no. 3, pp. 92–121.

5. Novikov E. A., Utkin D. R., Shadrin A. G., Kvasov M. N. Ocenka svoevremennosti svyazi pri peredache multiservisnogo trafika v seti sputnikovoï svyazi special'nogo naznacheniya [Evaluation of the timeliness of communication during the transmission of multiservice traffic in a satellite communication network for special purposes]. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Management, Communication and Security Systems*, 2018, no. 1, pp. 136–155.

6. Mitryaev G. A., Novikov E. A., Utkin D. R. [A model for predicting user load in the reverse channel of a satellite communication network based on wavelet transform]. *Problemy tekhnicheskogo obespecheniya voïsk v sovremennykh usloviyakh. Trudy II Mezhvuzovskoi nauchno-prakticheskoi konferencii* [Problems of technical support for troops in modern conditions. Proceedings of the II interuniversity scientific-practical conference]. St. Petersburg, Military Academy of Communications named after Marshal of the Soviet Union S. M. Budyonny Publ., 2017, pp. 140–143. (In Russ.)

7. Novikov E. A., Zinnurov S. Kh. Model' gibkogo obsluzhivaniya trafika slozhnoi struktury i algoritm operativnogo rezervirovaniya dopolnitel'nyh kanalov v zemnykh stantsiyah sputnikovoï svyazi [A model of flexible service for traffic of a complex structure and an

algorithm for the operational reservation of additional channels in earth stations of satellite communications]. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Control Systems, Communications and Security*, 2017, no. 1, pp. 98–115.

8. Novikov E. A., Zinnurov S. Kh., Gaponov V. V., Astakhov E. N. [Model of flexible servicing of multiservice traffic in satellite earth stations]. *Sovremennye problemy sozdaniya i ekspluatacii vooruzheniya, voennoĭ i special'noĭ tekhniki. Sbornik statej III Vserossiĭskoj nauchno-prakticheskoy konferencii* [Modern problems of creation and operation of weapons, military and special equipment. Collection of articles of the III All-Russian Scientific and Practical Conference]. St. Petersburg, Art-Express Publ., 2016, vol. 2, pp. 344–348. (In Russ.)

9. Novikov E. A., Utkin D. R. [Forecasting the user load arriving at the switching equipment of the earth station of the military satellite communications network]. *Sovremennye problemy sozdaniya i ekspluatacii vooruzheniya, voennoĭ i special'noĭ tekhniki. Sbornik statej III Vserossiĭskoj nauchno-prakticheskoy konferencii* [Modern problems of the creation and operation of weapons, military and special equipment. Collection of articles of the III All-Russian Scientific and Practical Conference]. St. Petersburg, Art-Express Publ., 2016, pp. 378–382. (In Russ.)

10. Huang C., Liu F. A distributed class-based alternative routing under a congestion control architecture for LEO satellite networks. 2010 IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Information Security (WCNIS). Beijing, China, 2010, pp. 431–435.

11. Na Z., Gao Z., Cui Y., Chen L., Guo Q. Agent-Based Distributed Routing Algorithm with Traffic Prediction for LEO Satellite Network. *International Journal of Future Generation Communication & Networks*, 2013, vol. 6, no. 3, p. 67.

12. Sun W., Zhang Y., Zhang H., Li S. An Optimal Rate Control and Routing Scheme for Multipath Networks. *Int. J. of Computers, Communications & Control*, 2011, vol. 6, no. 4, pp. 657–668.

13. Zhu J., Rao Y., Fu L., Chen W., Shao X. Load Balancing Routing Based on Agent for Polar-orbit LEO Satellite Networks. *Journal of Information & Computational Science*, 2012, vol. 9, no. 5, pp. 1373–1384.

14. Taleb T., Mashimo D., Jamalipour A., Kato N. Explicit Load Balancing Technique for NGEOSatellite IP Networks with On-Board Processing Capabilities. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2009, vol. 17, no. 1, pp. 281–293.

15. Zihe G., Qing G., Zhenyu N. A. Distributed Multipath Routing Strategy for LEO Satellite Networks. *Tamkang Journal of Science and Engineering*, 2011, vol. 14, no. 2, pp. 161–169.

16. Tumanov A. V., Zelentsov V. V., Shcheglov G. A. Osnovy komponovki bortovogo oborudovaniya kosmicheskikh apparatov [Fundamentals of the layout of the onboard equipment of spacecraft]. Moscow, House of the Bauman Moscow State Technical University Publ., 2018. 572 p.

17. Kucheryavii A. E., Vladyko A. G., Kirichek R. V., Makolkina M. A., Paramonov A. I., Vybornova A. I., Pirmagomedov R. Ya. Perspektivy nauchnyh issledovaniy v oblasti setei svyazi na 2017–2020 gody [Prospects for scientific research in the field of communication networks for 2017–2020]. *Informacionnye tekhnologii i telekommunikacii = Information Technologies and Telecommunications*, 2016, vol. 4. no. 3, pp. 1–14.

18. Emelyanov S. G., Bobyr M. V., Bondarenko B. A. Nechetko-logicheskaya sistema raspoznavaniya cveta s pomoshch'yu bystrodejstvuyushchego defazzifikatora [Fuzzy-logical color recognition system using a fast defuzzifier]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*, 2022, vol. 26, no. 4, pp. 103–116.

19. Koucheryavy A., Vladyko A., Kirichek R. State of the Art and Research Challenges for Public Flying Ubiquitous Sensor Networks. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, vol. 9247, pp. 299–308.

20. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. Available at: <https://arxiv.org/abs/1611.07004>. (accessed 25.09.2023)

21. Generative Adversarial Nets. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>. (accessed 18.09.2023)

22. Building Footprint Extraction from High Resolution Aerial Images Using Generative Adversarial Network Architecture. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/346027874>. (accessed 18.09.2023)

23. End-to-End Conditional GAN-based Architectures for Image Colourisation. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1908.09873.pdf>. (accessed 18.09.2023)

24. Attention Is All You Need. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf>. (accessed 18.09.2023)

25. Depth-Gated Recurrent Neural Networks. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1508.03790v2.pdf>. (accessed 18.09.2023)

Информация об авторах / Information about the Authors

Шиленков Егор Андреевич, кандидат технических наук, директор научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем имени Константина Эдуардовича Циолковского, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: ub3wcl@yandex.ru

Egor A. Shilenkov, Cand. of Sci. (Engineering), Director of the Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems named after Konstantin Eduardovich Tsiolkovsky, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: ub3wcl@yandex.ru

Фролов Сергей Николаевич, кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем имени Константина Эдуардовича Циолковского, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: snfrolov@bk.ru

Титенко Евгений Анатольевич, кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем имени Константина Эдуардовича Циолковского, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: johntit@mail.ru

Мирошниченко Сергей Юрьевич, кандидат технических наук, ведущий научный сотрудник научно-исследовательского института космического приборостроения и радиоэлектронных систем имени Константина Эдуардовича Циолковского, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация, e-mail: oldguy7@rambler.ru

Sergey N. Frolov, Cand. of Sci. (Engineering), Leading Researcher, Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems named after Konstantin Eduardovich Tsiolkovsky, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: snfrolov@bk.ru

Evgeniy A. Titenko, Cand. of Sci. (Engineering), Leading Researcher, Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems named after Konstantin Eduardovich Tsiolkovsky, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: johntit@mail.ru

Sergey Y. Miroshnichenko, Cand. of Sci. (Engineering), Leading Researcher, Research Institute of Space Instrumentation and Radioelectronic Systems named after Konstantin Eduardovich Tsiolkovsky, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: oldguy7@rambler.ru