Н. С. Абрамов, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов,
О. Г. Шишкин

Высокопроизводительная нейросетевая система мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным

Аннотация. В работе описана разработанная нейросетевая система контроля и диагностики подсистем космических аппаратов. Представлена архитектура, основные методы и принципы работы программного комплекса. Показана эффективность искусственных нейронных сетей в задачах мониторинга, диагностики и прогнозирования поведения подсистем космического аппарата. Проведены экспериментальные исследования, подтверждающие целевые показатели качества.

Ключевые слова и фразы: космический аппарат, искусственная нейронная сеть, контроль, диагностика, мониторинг, телеметрические данные, прогнозирование.

Введение

Нейросетевая система контроля и диагностики разработана применительно к подсистемам малого космического аппарата (КА), включая системы энергообеспечения, терморегуляции, управления движением и ориентации, радиокомплекса и др. [1]. Искусственные нейронные сети (ИНС) позволяют повысить надежность функционирования КА за счет интеллектуального анализа и прогнозирования возможных отклонений параметров бортовых подсистем от установленных нормативных значений. В космической отрасли ИНС все чаще находят применение при решении задач управления, контроля и диагностики.

Работа выполнена в рамках СЧ НИР шифр «Мониторинг-СГ-1.2.5.1» по Программе Союзного государства «Разработка космических и наземных средств обеспечения потребителей России и Беларуси информацией дистанционного зондирования Земли» и при частичной финансовой поддержке РФФИ (проект № 16-07-00096-а).

© Н. С. Абрамов, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов, О. Г. Шишкин, 2017

© Институт программных систем имени А. К. Айламазяна РАН, 2017

© Программные системы: теория и приложения, 2017

DOI: 10.25209/2079-3316-2017-8-3-109-131

Рассмотрим некоторые работы в области анализа на основе искусственных нейронных сетей информации, поступающей от летательных аппаратов. В работе [2] предложен подход к построению беспописковых самонастраивающихся систем с эталонной моделью обобщенного настраиваемого объекта, основанный на нейросетевом базисе. Разработана методика синтеза нейросетевого нелинейного регулятора параметрического управления, обеспечивающего высокое качество отработки параметрических возмущений. В работе [3] задача обнаружения аномалий в данных сформулирована как задача классификации (классы «исправно» и «неисправно»), проведен сравнительный анализ качества контроля с применением персептрона и вероятностной нейронной сети. В работах [4, 5] рассмотрены вопросы применения ИНС для решения задач обработки бортовых данных объектов космической техники. Изложены принципы и методы построения основных компонентов, предназначенных для повышения автономности и эффективности функционирования бортовых комплексов управления. В работе [6] предлагается прототип программной системы на основе нейронной сети, которая управляет потоком телеметрических данных. Приведены результаты тестирования разработанных программных компонент на задачах классификации и прогнозирования данных. Достигнута высокая точность прогнозирования временных рядов. В работе [7] авторы предлагают динамическую нейронную сеть для обнаружения и парирования неисправности аппаратуры спутников. Предложенный многоуровневый метод диагностики показал высокую точность контроля систем отдельных спутников и их группировок.

Аналитический обзор научных публикаций показал, что крайне актуальным является создание новых автоматизированных систем контроля и диагностики для повышения отказоустойчивости и увеличения срока эксплуатации КА. Наряду с прочими моделями, методами и технологиями ИНС являются наиболее перспективными средствами решения задач интеллектуального анализа телеметрической информации.

Под техническим состоянием КА понимается совокупность свойств объекта, характеризующая в данный момент времени признаками, установленными технической документацией на объект. В случае нештатной ситуации система контроля и диагностики должна выдать сообщение о «критической» ситуации. Контроль технического состояния космического аппарата и диагностика возникающих на нем отказов составляют неотъемлемую часть общего процесса управления КА. Целью контроля, в широком смысле, является определение технического состояния приборов, систем, агрегатов, КА в целом и

обеспечение оператора необходимой контрольно-диагностической информацией для принятия решения по управлению КА на борту (в бортовом комплексе управления) или на Земле (в наземном комплексе управления). Целью технической диагностики является повышение надежности и ресурса технических систем на основе методов получения и оценки диагностической информации, построения диагностических моделей и алгоритмов принятия решений.

В ряде случаев не делают различий между задачами контроля и диагностики, т.к. используемые для их решения признаки и инструментальные средства фактически совпадают. Наличие систем контроля и диагностики повышает надежность и обеспечивает минимально возможные задержки управления КА.

Надежность управления КА определяется следующими компонентами:

- оперативностью и надежностью формирования и передачи на борт и с борта КА командно-программной информации;
- оперативностью и надежностью проведения операций для выявления и диагностирования отказов подсистем КА на наземном комплексе управления.

К качеству контроля, т.е. к его достоверности и полноте предъявляются высокие требования. Под полнотой контроля понимается как полнота с позиции номенклатуры контролируемых элементов и формируемой контрольной информации, так и непрерывность процесса контроля во времени. В общем случае к особенностям контроля можно отнести:

- значительную удаленность КА от средств наземного контроля и отсутствие возможности постоянного контроля состояния КА наземными средствами в реальном масштабе времени;
- большое количество на борту КА различных по назначению и техническому исполнению систем, агрегатов и приборов;
- высокую сложность каждой подсистемы КА и зависимость процесса контроля от конкретного участка полета КА;
- ограничения по производительности бортовых вычислительных ресурсов.

Указанные особенности приводят к необходимости введения следующих специальных мер по обеспечению процесса контроля состояния КА:

- формирование большого количества контрольных сигналов;
- введение запоминания сформированной телеметрической информации в запоминающем устройстве большого объема;

Рис. 1. Схема системы диагностики (интеграция с наземным комплексом)

- введение избыточности контрольной информации (избыточность признаков);
- введение специальных мер по повышению помехозащищенности радиолиний и сжатию передаваемой контрольной информации;
- применение специальных методов измерений и выявления признаков;
- применение высокопроизводительных вычислительных средств для автоматизации процессов обработки и анализа контрольной информации на наземном комплексе управления.

1. Постановка задачи диагностики подсистем КА

Контроль состояния подсистем КА осуществляется посредством анализа телеметрической информации, которая подготавливается в некотором формате и передается на наземный комплекс приема, где телеметрия подвергается анализу с применением высокопроизводительных вычислений.

Внедрение разработанных средств нейросетевой обработки может быть произведено как на борту КА, так и с помощью расширения функциональных возможностей наземных комплексов. В случае использования наземного комплекса схема функционирования нейросетевых средств контроля, диагностики и прогнозирования состояния КА выглядит следующим образом (см. рис. 1). С бортового комплек-

Рис. 2. Схема системы диагностики (без задействования наземного комплекса)

са управления (БКУ) КА поступает телеметрическая информация, а интеллектуальный анализ всех поступающих данных производится средствами высокопроизводительного GPU-кластера (комплекс графических ускорителей) наземного комплекса.

Применение подобной схемы позволяет получить доступ к значительным аппаратным ресурсам, при необходимости легко модифицировать как аппаратную платформу, так и алгоритмы обработки поступающей информации.

В случае применения специализированных технических решений для организации высокопроизводительных вычислений на борту КА (с помощью кластерной вычислительной установки, КВУ), основные функции нейросетевой системы обработки целевой информации могут быть реализованы локально (см. рис. 2). Применение подобной схемы требует выбора технической платформы, способной обеспечить требуемую производительность вычислений с сохранением принципиальной возможности установки в качестве бортовой системы, однако, позволяет значительно повысить автономность КА.

Отметим, что задачи контроля состояния КА в целях эффективно выполнения целевой задачи должны, по возможности, выполняться на борту КА. Однако, в условиях отсутствия априорной информации и других ограничений, задачи контроля, требующие анализа контрольной информации за сравнительно большие интервалы полета, могут решаться на наземной станции командно-измерительной

системы (НС КИС), то есть, должен быть задействован первый из рассмотренных выше вариантов построения системы. Целесообразность такого распределения функций контроля возрастает в силу того, что мощные вычислительные средства НС КИС позволяет в полной мере реализовать программно-аппаратные методы контроля и обеспечить формирование необходимой контрольной информации для системы управления КА.

В задачах диагностики состояние системы описывается с помощью набора признаков $K = (k_1, k_2, \dots, k_n)$, где k_j — признак, имеющий m_j значений (или разрядов). Например, признак k_j , характеризующий величину температуры: «пониженная», «нормальная», «повышенная», имеет три значения ($m_j = 3$), а признак, отвечающий на вопрос «да» или «нет», при тестировании имеет только два значения, которые могут быть закодированы одним битом. В общем случае каждый экземпляр системы соответствует реализации комплекса признаков $K^* = (k_1^*, k_2^*, \dots, k_n^*)$.

Пусть система характеризуется n -мерным вектором X , а любое состояние системы представляет собой точку в n -мерном пространстве параметров (признаков). Предполагается, что диагноз D_i соответствует некоторой области рассматриваемого пространства признаков. Требуется найти решающее правило, в соответствии с которым предъявленный вектор X (диагностируемый объект) будет отнесен к определенной области диагноза. Таким образом, задача сводится к разделению пространства признаков на области диагнозов.

Под задачей классификации понимают задачу разделения исходного множества объектов на заранее заданные классы. При классификации с обучением эталонные непересекающиеся классы выделяет эксперт. В случае классификации без обучения информация о принадлежности каких-либо элементов к эталонным классам отсутствует. Как правило, сначала выполняется классификация без обучения, выделяются эталонные классы, а затем на основе полученных классов проводится классификация с обучением.

Задача распознавания на основании предложений Ю. И. Журавлева в самом общем виде формулируется следующим образом [8]. Пусть дано множество $M = \{\omega_1, \dots, \omega_m\}$ ситуаций, на этом множестве имеется разбиение на конечное число подмножеств (классов) Ω_j , $j = \overline{1, k}$. Каждый класс имеет внутреннюю структуру в виде некоторого множества объектов-эталонов. Объект $\omega \in M$ описывается значениями признаков $x(\omega) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Информация о вхождении объекта ω в какой-либо класс представляется в виде информационного вектора

$(I_1(\omega), I_2(\omega), \dots, I_k(\omega))$, где $I_j(\omega)$ несет информацию о принадлежности объекта ω к классу Ω_j :

$$(1) \quad I_j(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{если } \omega \in \Omega_j \\ 0, & \text{если } \omega \notin \Omega_j \\ \Delta, & \text{если неизвестно } \omega \in \Omega_j \text{ или } \omega \notin \Omega_j. \end{cases}$$

Решение (1) о принадлежности произвольного объекта к классу принимается на основе сравнения расстояний между объектом и классами. Для решения этой задачи используются методы дискриминантного анализа, информационный подход, метод потенциальных функций, искусственные нейронные сети, деревья решений, байесовский классификатор и другие методы.

Первым шагом в решении данной задачи является объединение объектов в группы (кластеры, классы) «близких» объектов, затем определяется, что имеется общего между объектами одной группы и что отличает их от других групп [9]. Вид близости и число классов приходится определять исследователю, хотя существует набор методов, позволяющих оптимизировать число классов. Рассмотрим множество из t объектов (ситуаций) $\{x\}$, каждый из которых является n -мерным вектором с действительными координатами. Зададим пространство ядер классов E и меру близости $\text{dist}(a, x)$, где a — точка из пространства ядер, а x — точка из пространства объектов. Тогда для заданного числа классов k необходимо подобрать k ядер таким образом, чтобы суммарная мера близости была минимальной. Суммарная мера близости записывается в следующем виде:

$$(2) \quad H = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in K_i} \text{dist}(a^i, x),$$

где K_i — множество объектов i -го класса.

Узловым моментом в задачах кластеризации и классификации является выбор метрики (или меры близости) для измерения расстояний, от которой существенным образом зависит вариант разбиения объектов на группы (классы).

Задача оценки состояния КА для планирования дальнейшей работы (определения возможности выполнения программы полета КА на последующий интервал) содержит в себе следующие подзадачи контроля: контроль состояния (функционирования) бортовых систем космического аппарата; прогнозирование функционирования систем КА на последующий период эксплуатации.

Рис. 3. Примеры выброса случайного процесса за заданный уровень

Основные идеи решения задачи прогнозирования сводятся к выявлению информативного обобщенного параметра состояния объекта, когда процесс постепенного изменения уровня работоспособности, характеризуемый многими компонентами, описывается одномерной функцией, численные значения которой зависят от контролируемых компонентов процесса. Такая функция рассматривается как обобщенный параметр процесса. При этом может оказаться, что обобщенный параметр не имеет конкретного физического смысла, а является математическим выражением, построенным искусственно из контролируемых компонентов процесса.

Задача локализации отказов и восстановления работоспособности выполняется различными средствами в зависимости от вида отказа. Пусть $x(t)$ — непрерывный и дифференцируемый случайный процесс с заданной совместной плотностью вероятности $f(x, \dots, x, t)$ процесса $x(t)$ и его производной $\dot{x}(t)$ (см. рис. 3) [10].

Необходимым и достаточным условием выброса случайного процесса $x(t)$ за время Δt за заданный уровень $\hat{x}$ (*верхняя граница*) является 1) нахождение координаты $x(t)$ вблизи верхнего уровня $\hat{x}$; 2) положительная скорость процесса, то есть $\dot{x}(t) > 0$.

Можно построить различные алгоритмы, которые на основе выявления признаков изменения сигнала с определенной вероятностью будут сообщать оператору о возможности выброса. Альтернативой служит обученная на множестве прецедентов прогнозирования ИНС прямого распространения.

2. Архитектура системы диагностики

Разработанная система мониторинга и диагностики подсистем КА по телеметрическим данным на основе методов нейросетевой обработки предназначена для интеллектуального анализа поступающих

Рис. 4. Архитектура программного комплекса

с датчиков КА данных телеметрии с целью выявления неисправностей подсистем КА, предупреждения нештатных ситуаций и поддержки принятия решений обслуживающим персоналом.

В состав экспериментального образца (см. рис. 4) нейросетевой системы мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов входит:

- вычислительное ядро для работы в гетерогенной вычислительной среде;
- программные модули предварительной и нейросетевой обработки данных для мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным.

Принятая архитектура экспериментального образца нейросетевой системы мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным [11, 12] обеспечивает

- модульный характер подключения основных функциональных блоков;
- масштабируемость времени вычислений в гетерогенной вычислительной среде на основе процессоров общего назначения и графических ускорителей (GPU);

Рис. 5. Функциональная схема системы «НС Мониторинг»

- поддержку отказоустойчивости (в случаях отказа некоторых вычислительных узлов) за счет динамического переконфигурирования вычислительной сети.

На рис. 5 показана двухуровневая схема экспериментального образца системы. На схеме приняты следующие обозначения: СБИ — средства бортовых измерений, АС — аномальная ситуация, ТС КА — техническое состояние космического аппарата. На вход системы подается набор телеметрической информации (ТМИ), в которой содержатся показания разных датчиков (например, температуры, напряжения, ориентации и т.д.). Обработка ТМИ разделена на два этапа. Согласно схеме, на первом этапе работает модуль предварительной обработки ТМИ. Полученная после обработки информация в параллельном режиме подается на вход нескольким модулям анализа подсистем КА. К ним относятся:

- модуль анализа системы энергообеспечения,

Рис. 6. Главное окно графического интерфейса системы

- модуль анализа системы терморегуляции,
- модуль анализа системы управления и ориентации КА.

Каждый модуль обрабатывает относящуюся к нему информацию из общего потока ТМИ. Если в результате анализа отклонений от нормальных показателей не обнаруживается, система переходит в начало работы и ожидает следующий набор ТМИ. В случае отклонения от нормы в одном или более подсистемах КА выполняется второй этап обработки телеметрии. На этом этапе происходит интеллектуальный анализ полученных данных с помощью ИНС, в частности:

- проверка нештатной (аномальной) ситуации,
- определение класса аварийной ситуации,
- формирование стратегии диагностирования,
- принятие решения о классе ТС КА.

Система реализована по модульному принципу. Пользователь сам строит схему задачи, которую необходимо решить с помощью блоков и соединяет блоки входными и выходными информационными потоками. Интерфейс системы показан на рис. 6.

Экспериментальный образец нейросетевой системы мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным обладает следующими функциональными характеристиками:

Рис. 7. Блок-схема восстановления поврежденного файла телеметрии

- мониторинг состояния и поведения подсистем космических аппаратов с учетом их возможностей и ограничений в условиях натурной отработки;
- интеллектуальный анализ телеметрической информации: выявление аномалий, прогнозирование развития ситуаций, образный анализ данных;
- возможность легкой адаптации программного комплекса к новым аппаратным и программным платформам;
- поддержка вычислений в гетерогенных средах, выполненных на базе кластерных вычислительных устройств, оснащенных графическим процессорным устройством;
- создание и редактирование визуальных схем задач обработки информации;
- шифрование на базе нейросетевого алгоритма, обеспечивающее обучение на многосимвольных (свыше 1000 символов) алфавитах и сокращающее объемы требуемой памяти за счет необходимости хранения только настроек сети [13];
- эффективное использование нескольких графических ускорителей в составе отдельных вычислительных узлов;
- поддержка многопользовательского (облачного) режима функционирования вычислительного ядра системы.

3. Восстановление и эмуляция входных данных

Поскольку телеметрические данные, полученные с КА, зачастую бывают с пропусками, разработан алгоритм восстановления данных с использованием модифицированного ZET-алгоритма [14] (см. рис. 7).

Предлагаемая модификация ZET-алгоритма отличается следующими особенностями:

- матрица компетентности формируется с использованием целых строк, отдельные признаки по информативности и др. критериям не отбираются;
- задается минимальное число компетентных строк — как сверху, так и снизу (например, при ограничении в одну строку, и сверху, и снизу должно быть не менее одной компетентной строки); верхним строкам соответствуют более поздние записи, а нижним — ранние;
- задается максимальное число компетентных строк — как сверху, так и снизу (например, не более двух компетентных строк);
- задается максимальная зона поиска компетентных строк — как сверху, так и снизу (например, не более четырех строк);
- если нужного количества компетентных строк в окрестности восстанавливаемой точки не обнаруживается, то ее восстановление осуществляется позже — с помощью специального интерполяционного алгоритма;
- если временной интервал между самой ранней и самой поздней компетентными строками больше заданного числа (например, больше 600 секунд), то восстановление точки откладывается;
- выбранные компетентные строки оцениваются по среднеквадратичному отклонению позиции $(-1, -2, -3 \dots$ и $1, 2, 3 \dots$ соответственно) от позиции строки, содержащей повреждение (номер позиции этой строки $- 0$); модуль разницы среднеквадратичных отклонений верхних и нижних строк сравнивается с константой ϵ , если полученная разница меньше ϵ , то работа алгоритма продолжается;
- коэффициент компетенции для каждой из строк компетенции вычисляется как произведение коэффициента корреляции (этой строки и строки с повреждением) и количества пар признаков (таких, что оба элемента пары не повреждены), деленного на общее число признаков минус один; если сумма всех коэффициентов компетенций больше нуля, то работа алгоритма продолжается;
- по завершении обработки матрица с картой ошибок обновляется, осуществляется обновление и списка с координатами поврежденных ячеек, для которых следует продолжить обработку.

Для восстановления поврежденных ячеек, оставшихся после применения первого алгоритма, используется алгоритм на основе интерполяционных многочленов Лагранжа [15].

Проведенные экспериментальные исследования подтвердили высокую устойчивость описанных алгоритмов. За счет использования пар симметричных строк компетенции/точек восстановления удалось избежать характерных для интерполяционных алгоритмов всплесков или пиков.

Для полномасштабного тестирования системы необходимы большие объемы данных. В целях создания базы данных со значениями датчиков, было создана система генерации.

На первом шаге генерации осуществляется восстановление имеющихся поврежденных данных методом линейной интерполяции. Восстановление поврежденных данных необходимо для корректного построения корреляционных функций, лежащих в основе генерации данных. Корреляционная функция позволяет решать многие задачи генерации рядов данных, такие как выявление взаимосвязи между анализируемыми параметрами; знаний о корреляционных связях; прогнозирование поведения параметров целевых объектов на основе анализа поведения другого коррелирующего параметра; проведение классификации на основе подбора независимых друг от друга признаков.

4. Прогнозирование сбоя подсистем и контроль состояния КА

Для прогнозирования возникновения сбоя в подсистемах КА использовалась динамически переобучающаяся в процессе обработки потока данных искусственная нейронная сеть прямого распространения [16]. Количество скрытых слоев и нейронов задается настройками. Наилучшие результаты показали нейронные сети с числом слоев от пяти и выше. Прогнозирование выхода отслеживаемых показателей, характеризующих состояние КА, за границы зоны допустимых значений осуществляется с использованием механизма рекурсивного нейросетевого прогнозирования. Каждая итерация обработки новых показателей датчиковой аппаратуры использует сдвинутое на один шаг окно вектора смещений, последний элемент которого заменен на только что полученное от ИНС прогнозное значение. Нейронная сеть возвращает несколько прогнозных значений (в соответствии с числом выходных нейронов), однако наиболее информативным (и полезным) будем считать первый, он и используется для формирования следующего входного вектора. Выполнив рекурсивное прогнозирование на необходимое число шагов, следует оценить полученные относительные приращения относительно середины зоны (нуля) допустимых значений. Если итоговое приращение приводит к выходу за границу зоны допустимых значений, то осуществляется уведомление о потенциально опасной ситуации.

Рис. 8. Организация контроля технического состояния КА

Для контроля технического состояния КА в режиме реального времени совместно с регрессивной моделью [17] используется искусственная нейронная сеть прямого распространения. Число нейронов и количество слоев ИНС выбирается с учетом сложности и количества выходных и входных параметров объекта.

Для каждой подсистемы КА формируется отдельная ИНС. В случае отказа технического объекта нейросетевой комплекс способен выявить аномалию с точностью до блока, что сокращает время восстановления технического объекта в реальном времени (см. рис. 8) [18].

Для обучения ИНС используются сохраненные данные, или потоки в реальном времени [19]. Обучающая выборка подбирается для каждой сети комплекса отдельно. Совместное использование ИНС и регрессивных технологий существенно улучшают диагностику подсистем КА, что обеспечивает повышение отказоустойчивости технического объекта.

5. Программно-аппаратная среда для организации высокопроизводительных вычислений

Для интеллектуальной обработки данных с КА применялась программно-аппаратная среда, ориентированная на организацию конвейерно-параллельных вычислений [20–25].

Аппаратная среда, на основе которой производились вычисления, имеет следующие характеристики:

видеокарты: Gigabyte Geforce GTX 1060 OC G1 ROCK 6 ГБ GDDR5 — 2 шт.;

процессор: Intel Socket 2011-V3 Core i7-6850K (3.60Ghz/15Mb, 6 ядер);

материнская плата: MSI X99A SLI PLUS;

оперативная память: Corsair CMK8GX4M1A2666C16R (8 ГБ) — 4 шт.

жесткий диск: Western Digital Blue WD10EZRX (1000 ГБ);

твердотельный накопитель: Intel DC S3700 Series (200 Гб).

Программная среда опиралась на высокопроизводительные алгоритмы на основе платформы GPGPU-вычислений. Конвейерная реализация требует работы последовательности программных модулей, включая

- модуль задания входных данных (производит задание источника данных);
- модуль чтения (производит чтение: одиночного снимка; потока снимков);
- модули нейросетевой обработки данных обработки (производят обработку поступающих снимков);
- модули хранения (обеспечивают сохранение результата с целью последующей обработки или сравнения и передачи данных на визуализацию);
- модули визуализации (принимают данные и отображают информацию на экране, в том числе рекомендации пользователю).

Каждый вычислительный модуль является реализацией некоторой подпрограммы обработки или генерации данных и имеет стандартизованную структуру: входные и выходные каналы для данных; основная функция модуля, функция инициализации модуля. Функция инициализации модуля отвечает за начальную подготовку модуля к работе после загрузки. Каждый модуль может получать и генерировать данные в общей схеме решения задачи.

Среда предоставляет пользователю возможности формирования различных стратегий параллельной обработки данных (образа задачи) с помощью графического интерфейса. Универсальное программное ядро обеспечивает связь модулей в процессе выполнения задачи. Механизм схемы описания задачи: позволяет задать произвольный набор модулей и связей между ними. Модули системы реализуются в виде подгружаемых библиотек и могут содержать как последовательную, так и параллельную реализацию алгоритма. Пакеты данных от одного модуля передаются следующему в цепочке (возможно, на другой узел кластера) после чего, сразу же, запускается их обработка. Таким образом, помимо традиционного параллелизма используются возможности конвейерной обработки потока данных.

Графический интерфейс представляет собой редактор, позволяющий визуализировать процесс конструирования и редактирования схем решения задач на этапе проектирования, используя концепцию визуального блочного программирования. Программное ядро обеспечивает связь модулей, реализующих конкретные алгоритмы [26].

Тестирование разработанной нейросетевой системы показало следующие результаты:

- полнота распознавания ситуации: 93.81%;
- точность распознавания ситуации: 88.73%;
- время обработки пакета данных 0.027сек;
- время прогноза текущего состояния: на 4 мин. вперед.

Таким образом, нейросетевая система способна функционировать в режиме реального времени с достаточно высокими показателями качества.

Заключение

В данной работе особое внимание уделено вопросам применения технологии искусственных нейронных сетей, реализующих интеллектуальные функции за счет способности к обучению и обобщению информации, обнаружению и прогнозированию аномалий в потоках телеметрических данных. Они позволяют с высокой точностью и полнотой решать задачи классификации (распознавания) ситуаций, обеспечивая надежность работы подсистем КА, что напрямую влияет на продолжительность жизни аппарата в целом.

В работе показана эффективность разработанной нейронной системы мониторинга и диагностики космических аппаратов, эффективность прогнозирования нештатных ситуаций. Полученные результаты можно интегрировать в наземные системы обеспечения безопасности полета КА, что повысит время жизни аппарата.

Список литературы

- [1] В. Н. Гущин, *Основы устройства космических аппаратов*, Учебник для вузов, Машиностроение, М., 2003, 272 с. ↑¹⁰⁹
- [2] А. Г. Лютов, Д. Е. Платонова. «Синтез нейросетевых алгоритмов параметрического управления в условиях интервальной неопределенности», *Известия высших учебных заведений. Авиационная техника*, 2003, №3, с. 13–15. ↑¹¹⁰
- [3] Ю. Г. Емельянова, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов. «Нейросетевой метод обнаружения неисправностей в космических подсистемах», *Труды международной конференции «Программные системы: теория и приложения»*. Т. 1 (г. Переславль-Залесский, Россия, май 2009), 2009, с. 133–143, URL: http://skif.pereslavl.ru/psi-info/psi/psi-publications/e-book-2009/volume1/133-Emelynova.Failure_detection.pdf ↑¹¹⁰
- [4] В. В. Ефимов, Г. И. Козырев, А. И. Лоскутов и др. *Нейрокомпьютеры в космической технике*, Радиотехника, М., 2004, 317 с. ↑¹¹⁰

- [5] В. В. Ефимов. «Нейроинтеллектуализация бортовых комплексов управления космических аппаратов наблюдения», *Мехатроника, автоматизация, управление*, 2006, №10, приложение, с. 2–15. ↑¹¹⁰
- [6] V. Ganchenko, A. Doudkin, A. Inyutin, Y. Marushko. “Neural network software diagnosis system of telemetry data”, *Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*. V. 1, IEEE 7th International Conference IDAACS’2013 (Berlin, Germany, September 12–14, 2013), pp. 376–380. ↑¹¹⁰
- [7] A. Valdes, K. Khorasani, Ma Liying. *Dynamic neural networkbased fault detection and isolation*, Springer Verlag, Berlin–Heidelberg, 2009. ↑¹¹⁰
- [8] В. М. Хачумов, *Введение в методы распознавания образов*, Учебное пособие, РУДН, М., 2015, 150 с. ↑¹¹⁴
- [9] М. В. Хачумов. «Расстояния, метрики и кластерный анализ», *Искусственный интеллект и принятие решений*, 2012, №1, с. 81–89. ↑¹¹⁵
- [10] В. И. Куренков, В. А. Капитонов. *Методы обеспечения надежности и экспериментальная отработка ракетно-космической техники*, Электронное учебное пособие, Самара, 2012, 258 с., URL: www.ssau.ru/files/education/uch_posob/Методы обеспечения-Куренков В.И.pdf ↑¹¹⁶
- [11] Н. С. Абрамов, В. Ф. Заднепровский, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, М. В. Хачумов. «Перспективная система мониторинга и прогнозирования состояния космического аппарата на основе анализа интегрированной информации», *Авиакосмическое приборостроение*, 2015, №6, с. 33–48. ↑¹¹⁷
- [12] Н. С. Абрамов, А. А. Ардентов, Ю. Г. Емельянова, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко, О. Г. Шишкин. «Архитектура системы мониторинга и прогнозирования состояния космического аппарата», *Программные системы: теория и приложения*, 6:2 (2015), с. 85–99, URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2015_2_85-99.pdf ↑¹¹⁷
- [13] В. П. Фраленко. «Нейросетевое шифрование с применением архитектуры «кодер/декодер»», *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*, 2010, №5, с. 11–16. ↑¹²⁰
- [14] Н. Г. Загоруйко. *Методы распознавания и их применение*, Советское Радио, М., 1972, 207 с. ↑¹²⁰
- [15] М. А. Тынкевич. *Численные методы анализа*, Кемерово, 2002, 184 с. ↑¹²¹
- [16] В. М. Хачумов, В. П. Фраленко. «Эксперименты с прогнозированием, сжатием и фильтрацией данных на основе нейронных сетей», *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*, 2008, №9, с. 35–43. ↑¹²²
- [17] А. И. Горский, В. Н. Коршенко, А. И. Евдокимов и др, *Надежность и техническая диагностика. Контроль и диагностирование авиационных силовых установок*, Учебное пособие, ВВИА им. проф. Н. Е. Жуковского, М., 2007, 116 с. ↑¹²³
- [18] Н. Червяков, А. Евдокимов, А. Галушкин и др, *Применение искусственных нейронных сетей и системы остаточных классов в криптографии*, Учебник, Физматлит, М., 2012, 280 с. ↑¹²³

- [19] А. И. Галушкин. *Теория нейронных сетей*, ИПРЖР, М., 2000, 416 с. ↑¹²³
- [20] А. А. Талалаев. «Организация конвейерно-параллельных вычислений для обработки потоков данных», *Информационные технологии и вычислительные системы*, 2011, №1, с. 8–13. ↑¹²³
- [21] В. М. Хачумов, А. А. Талалаев. «Технические характеристики кластерных вычислителей и анализ эффективности параллельных программных средств обработки потоков данных», *Авиакосмическое приборостроение*, 2011, №12, с. 3–17. ↑¹²³
- [22] А. А. Талалаев, В. П. Фраленко. «Архитектура комплекса конвейерно-параллельной обработки данных в гетерогенной вычислительной среде», *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия Математика. Информатика. Физика*, 2013, №3, с. 113–117, URL: <http://vestnik.sci.pfu.edu.ru/index.php/miph/article/view/49/49> ↑¹²³
- [23] В. Ф. Заднепровский, А. А. Талалаев, И. П. Тищенко, В. П. Фраленко, В. М. Хачумов. «Программно-инструментальный комплекс высокопроизводительной обработки изображений медицинского и промышленного назначения», *Информационные технологии и вычислительные системы*, 2014, №1, с. 61–72, URL: http://www.isa.ru/jitcs/images/documents/2014-01/61_72.pdf ↑¹²³
- [24] В. П. Фраленко. «Универсальный графический интерфейс визуального проектирования параллельных и параллельно-конвейерных приложений», *Программные системы: теория и приложения*, 7:3 (2016), с. 45–70, URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2016_3_45-70.pdf ↑¹²³
- [25] В. М. Хачумов. «Оптимизация периодической обработки информации в специализированных устройствах. Часть 1», *Информационные технологии и вычислительные системы*, 2017, №1, с. 62–76. ↑¹²³
- [26] А. А. Талалаев, В. П. Фраленко. «Комплекс инструментальных средств для проектирования нейросетевых прикладных систем», *Научно-технический вестник Поволжья*, 2013, №4, с. 237–243. ↑¹²⁴

Рекомендовал к публикации

к.т.н., С.А. Амелькин

Пример ссылки на эту публикацию:

Н. С. Абрамов, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко и др. «Высокопроизводительная нейросетевая система мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным», *Программные системы: теория и приложения*, 2017, 8:3(34), с. 109–131.

URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2017_3_109-131.pdf

Об авторах:

Николай Сергеевич Абрамов

к.т.н., с.н.с. ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 25 публикаций. Область научных интересов: методы анализа изображений и сигналов, искусственный интеллект, распознавание образов, геометрия

e-mail:

nsa@nsa.pereslavl.ru

Александр Анатольевич Талалаев

к.т.н., с.н.с. ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 40 публикаций. Область научных интересов: искусственный интеллект, машинная графика, распознавание образов, параллельные вычисления

e-mail:

arts@arts.botik.ru

Виталий Петрович Фраленко

к.т.н., с.н.с. ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 70 публикаций. Область научных интересов: распознавание образов, искусственный интеллект и принятие решений, параллельные алгоритмы, графические интерфейсы

e-mail:

alarmod@pereslavl.ru

Вячеслав Михайлович Хачумов

д.т.н., зав. Лабораторией интеллектуального управления ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 200 публикаций, действительный член Академии космонавтики им. К.Э. Циолковского

e-mail:

vmh48@mail.ru

Олег Гарриевич Шишкин

аспирант, инженер ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, автор более 8 публикаций. Область научных интересов: диагностика подсистем космического аппарата, комбинированные нейронные сети

e-mail:

shishkinog@mail.ru

Nikolay Abramov, Aleksandr Talalayev, Vitaliy Fralenko, Vyacheslav Khachumov, Oleg Shishkin. *The high-performance neural network system for monitoring of state and behavior of spacecraft subsystems by telemetry data.*

ABSTRACT. In work the neural network system of control and diagnostics of subsystems of space vehicles is described. The architecture, basic methods and principles of the software package operation are presented. The efficiency of artificial neural networks in the tasks of monitoring, diagnosing and predicting the behavior of subsystems of the spacecraft are shown. Experimental studies confirming the quality targets were carried out. (In Russian).

Key words and phrases: spacecraft, artificial neural network, monitoring, diagnostics, monitoring, telemetry data, forecasting.

References

- [1] V. N. Gushchin, *Fundamentals of the device of space vehicles*, Uchebnik dlya vuzov, Mashinostroyeniye, M., 2003 (in Russian), 272 p.
- [2] A. G. Lyutov, D. Ye. Platonova. "Synthesis of neuronetwork algorithms of parametric control in the interval uncertainty conditions", *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Aviatcionnaya tekhnika*, 2003, no.3, pp. 13–15 (in Russian).
- [3] Yu. G. Yemel'yanova, A. A. Talalayev, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov. "Failure detection in space subsystems based on artificial neural networks", *Trudy mezhdunarodnoy konferentsii "Programmnyye sistemy: teoriya i prilozheniya"*. V. 1 (g. Pereslavl'-Zalesskiy, Rossiya, may 2009), 2009, pp. 133–143 (in Russian), URL: http://skif.pereslavl.ru/psi-info/psi/psi-publications/e-book-2009/vollume1/133-Emelyanova.Failure_detection.pdf
- [4] V. V. Yefimov, G. I. Kozyrev, A. I. Loskutov i dr. *Neurocomputers in space technology*, Radiotekhnika, M., 2004 (in Russian), 317 p.
- [5] V. V. Yefimov. "Neural intellectualization of on-board complexes for control of surveillance spacecraft", *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravleniye*, 2006, no.10, prilozheniye, pp. 2–15 (in Russian).
- [6] V. Ganchenko, A. Doudkin, A. Inyutin, Y. Marushko. "Neural network software diagnosis system of telemetry data", *Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*. V. 1, IEEE 7th International Conference IDAACS'2013 (Berlin, Germany, September 12–14, 2013), pp. 376–380.
- [7] A. Valdes, K. Khorasani, Ma Liying. *Dynamic neural networkbased fault detection and isolation*, Springer Verlag, Berlin–Heidelberg, 2009.
- [8] V. M. Khachumov, *Introduction to the methods of pattern recognition*, Uchebnoye posobiye, RUDN, M., 2015 (in Russian), 150 p.
- [9] M. V. Khachumov. "Distances, metrics and data clustering", *Iskusstvennyy intellekt i prinyatiye resheniy*, 2012, no.1, pp. 81–89 (in Russian).
- [10] V. I. Kurenkov, V. A. Kapitonov. *Methods of ensuring reliability and experimental testing of rocket and space technology*, Elektronnoye uchebnoye posobiye, Samara, 2012 (in Russian), 258 p., URL: www.ssau.ru/files/education/uch_posob/Metody obespecheniya-Kurenkov VI.pdf

- [11] N. S. Abramov, V. F. Zadneprovskiy, A. A. Talalayev, V. P. Fralenko, M. V. Khachumov. "Perspective system for monitoring and predicting of the spacecraft state based on the analysis of integrated information", *Aviakosmicheskoye priborostroyeniye*, 2015, no.6, pp. 33–48 (in Russian).
- [12] N. S. Abramov, A. A. Ardentov, Yu. G. Yemel'yanova, A. A. Talalayev, V. P. Fralenko, O. G. Shishkin. "The architecture of the system for spacecraft state monitoring and forecasting", *Programm systems: Theory and applications*, **6:2** (2015), pp. 85–99 (in Russian), URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2015_2_85-99.pdf
- [13] V. P. Fralenko. "Neural encryption based on "encoder/decoder" architecture", *Neyrokomp'yutery: razrabotka, primeneniye*, 2010, no.5, pp. 11–16 (in Russian).
- [14] N. G. Zagoruyko. *Methods of recognition and their application*, Sovet-skoye Radio, M., 1972 (in Russian), 207 p.
- [15] M. A. Tynkevich. *Numerical methods of analysis*, Kemerovo, 2002 (in Russian), 184 p.
- [16] V. M. Khachumov, V. P. Fralenko. "Data prediction, compression and filtering experiments based on neural networks", *Neyrokomp'yutery: razrabotka, primeneniye*, 2008, no.9, pp. 35–43 (in Russian).
- [17] A. I. Gorskiy, V. N. Korshenko, A. I. Yevdokimov i dr, *Reliability and technical diagnostics. Control and diagnosis of aircraft power plants*, Uchebnoye posobiye, VVIA im. prof. N. Ye. Zhukovskogo, M., 2007 (in Russian), 116 p.
- [18] N. Chervyakov, A. Yevdokimov, A. Galushkin i dr, *The use of artificial neural networks and a system of residual classes in cryptography*, Uchebnik, Fizmatlit, M., 2012 (in Russian), 280 p.
- [19] A. I. Galushkin. *The theory of neural networks*, IPRZhR, M., 2000 (in Russian), 416 p.
- [20] A. A. Talalayev. "Parallel-pipeline computations for data flows processing", *Informatsionnyye tekhnologii i vychislitel'nyye sistemy*, 2011, no.1, pp. 8–13 (in Russian).
- [21] V. M. Khachumov, A. A. Talalayev. "Technical characteristics of clusters and the analysis of data flow processing software efficiency", *Aviakosmicheskoye priborostroyeniye*, 2011, no.12, pp. 3–17 (in Russian).
- [22] A. A. Talalayev, V. P. Fralenko. "The architecture of a parallel-pipeline data processing complex for heterogeneous computing environment", *Vestnik Rossiyskogo universiteta družby narodov. Seriya Matematika. Informatika. Fizika*, 2013, no.3, pp. 113–117 (in Russian), URL: <http://vestnik.sci.pfu.edu.ru/index.php/miph/article/view/49/49>
- [23] V. F. Zadneprovskiy, A. A. Talalayev, I. P. Tishchenko, V. P. Fralenko, V. M. Khachumov. "Integrated development environment for high-performance medical and industrial purpose images processing", *Informatsionnyye tekhnologii i vychislitel'nyye sistemy*, 2014, no.1, pp. 61–72 (in Russian), URL: http://www.isa.ru/jitcs/images/documents/2014-01/61_72.pdf
- [24] V. P. Fralenko. "Universal graphical user interface for visual design of parallel and parallel-pipelined applications", *Program Systems: Theory and Applications*, **7:3** (2016), pp. 45–70 (in Russian), URL: http://psta.psiras.ru/read/psta2016_3_45-70.pdf

- [25] V. M. Khachumov. “Optimization of periodic information processing in specialized devices. Part 1”, *Informatsionnyye tekhnologii i vychislitel'nyye sistemy*, 2017, no.1, pp. 62–76 (in Russian).
- [26] A. A. Talalayev, V. P. Fralenko. “The instrumental complex for design an applied neural networks systems”, *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik Povolzh'ya*, 2013, no.4, pp. 237–243 (in Russian).

Sample citation of this publication:

Nikolay Abramov, Aleksandr Talalayev, Vitaliy Fralenko, Vyacheslav Khachumov, Oleg Shishkin. “The high-performance neural network system for monitoring of state and behavior of spacecraft subsystems by telemetry data”, *Program systems: Theory and applications*, 2017, 8:3(34), pp. 109–131. (In Russian). URL: http://psta.psir.ru/read/psta2017_3_109-131.pdf