



Федеральное космическое агентство

Федеральное государственное унитарное предприятие
**ГОСУДАРСТВЕННЫЙ КОСМИЧЕСКИЙ
НАУЧНО-ПРОИЗВОДСТВЕННЫЙ ЦЕНТР
им. М.В. ХРУНИЧЕВА**

**НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ КОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМ
им. А.А. МАКСИМОВА
(НИИ КС)**

Ракетно-космическая техника. Информационные системы и технологии

Научные труды

В двух томах

Под общей редакцией
доктора технических наук,
профессора М.И. Макарова

Том I

Главы I–V

Москва
НИИ КС им. А.А. Максимова
2012

| | | |
|-------|--|-------|
| 3.7. | <u>Прототип программной нейросетевой системы контроля телеметрической информации.</u> <u>Ганченко В.В., Дудкин А.А., Инютин А.В.,</u> <u>Марушко Е.Е., Поденок Л.П., Садыхов Р.Х.</u> | ..303 |
| 3.8. | Информационные основы формирования рациональной структуры орбитального построения космической системы ДЗЗ на базе микро-спутников с оптико-электронной аппаратурой высокого разрешения. <i>Меньшиков В.А., Васильев Н.В., Иванов К.Б. ...</i> | ..318 |
| 3.9. | Выбор параметров космических систем наблюдения на основе моделирования их вклада в эффективность решения задач пользователей космической информацией. <i>Иванов К.Б.</i> | ..332 |
| 3.10. | Оценка воздействия внешних моментов на систему ориентации и стабилизации микроспутника. <i>Иванов К.Б.</i> | ..350 |
| 3.11 | Оценка качества оптико-электронной аппаратуры КА ДЗЗ. <i>Васильев Н.В., Иванов К.Б.</i> | ..361 |
| 3.12. | Автоматизированный измерительно-моделирующий комплекс испытаний малоразмерных космических аппаратов. <i>Коновалов Ю.М., Мурашов А.А.</i> | ..374 |
| 3.13. | Стереоскопические системы визуализации для создания интерактивных систем функционирования робототехнических средств космического назначения. <i>Богомолов В.П., Ткаченко В.В., Фролов Ю.В., Богомолов Д.В.</i> | ..386 |
| 3.14. | Перспективная технология создания средств выведения космических аппаратов малой размерности. <i>Даньшов Ю.Т., Даньков Ю.М.</i> | ..405 |

3.7. ПРОТОТИП ПРОГРАММНОЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ТЕЛЕМЕТРИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ

© Ганченко В.В., Дудкин А.А., Инютин А.В., Марушко Е.Е., Поденок Л.П., Садыхов Р.Х.

В статье описывается прототип программной нейросетевой системы контроля телеметрической информации для диагностики подсистем космических аппаратов. Прототип предназначен для обработки интеллектуальных технологий обработки информации, поступающей по космическому каналу связи от бортовых источников данных о состоянии подсистем космических аппаратов, предсказания и обнаружения нарушений штатных режимов функционирования бортовых подсистем.

Ключевые слова: нейронная сеть, телеметрия, космический аппарат, диагностика.

Введение

Космическая телеметрия – это совокупность технологий, позволяющая производить дистанционные измерения и сбор научных данных об объекте исследования (данные дистанционного зондирования, ДЗЗ) и информации о состоянии бортовых подсистем космических аппаратов (КА) для предоставления оператору или пользователю. В космической отрасли телеметрические системы (ТМС) являются частью командно-измерительных систем (КИС) центров управления полетами (ЦУП).

Важными характеристиками любой космической системы являются надежность и устойчивость к сбоям и нештатным ситуациям [1]. Основным методом решения этих проблем является многократное резервирование аппаратных средств и программ-

ного обеспечения, но с развитием стандартов CCSDS [2] и стиранием граней между аппаратурой и программами на уровне формирования сигналов появилась возможность динамического перераспределения функций управления ЦУП и КА, что существенно повышает жизнеспособность и время функционирования орбитальных систем.

Детерминированный подход к контролю приводит к частичной утрате диагностической информации, которая содержится в флуктуационных составляющих диагностических сигналов. Благодаря возможности обучения, искусственные нейронные сети (ИНС) позволяют при диагностике учесть не только случайный характер сигналов, но и особенности конкретных подсистем КА. Для отработки технологий обработки телеметрической информации для диагностики подсистем космических аппаратов разработан прототип программной нейросетевой системы контроля телеметрической информации для диагностики подсистем космических аппаратов (ППС-ТМК).

1. Концепция и архитектура ППС-ТМК

При разработке архитектуры ППС-ТМК учтены следующие основные требования к функциональности: обеспечение решения базовых задач передачи и приема данных, сохранение телеметрических данных, предварительная и интеллектуальная обработка получаемых телеметрических данных на борту КА.

Основной концептуальной характеристикой ППС-ТМК является обучаемость и адаптация к различным телеметрическим условиям на основе имитационного моделирования.

ППС-ТМК представляет собой набор взаимодействующих подсистем (рис. 1):

– *Подсистема взаимодействия со средствами получения телеметрических данных* предназначена для сбора телеметрических данных с датчиков, видео и фотокамер, телескопов и др., а также данных о их состоянии, и передачи управляющих команд.

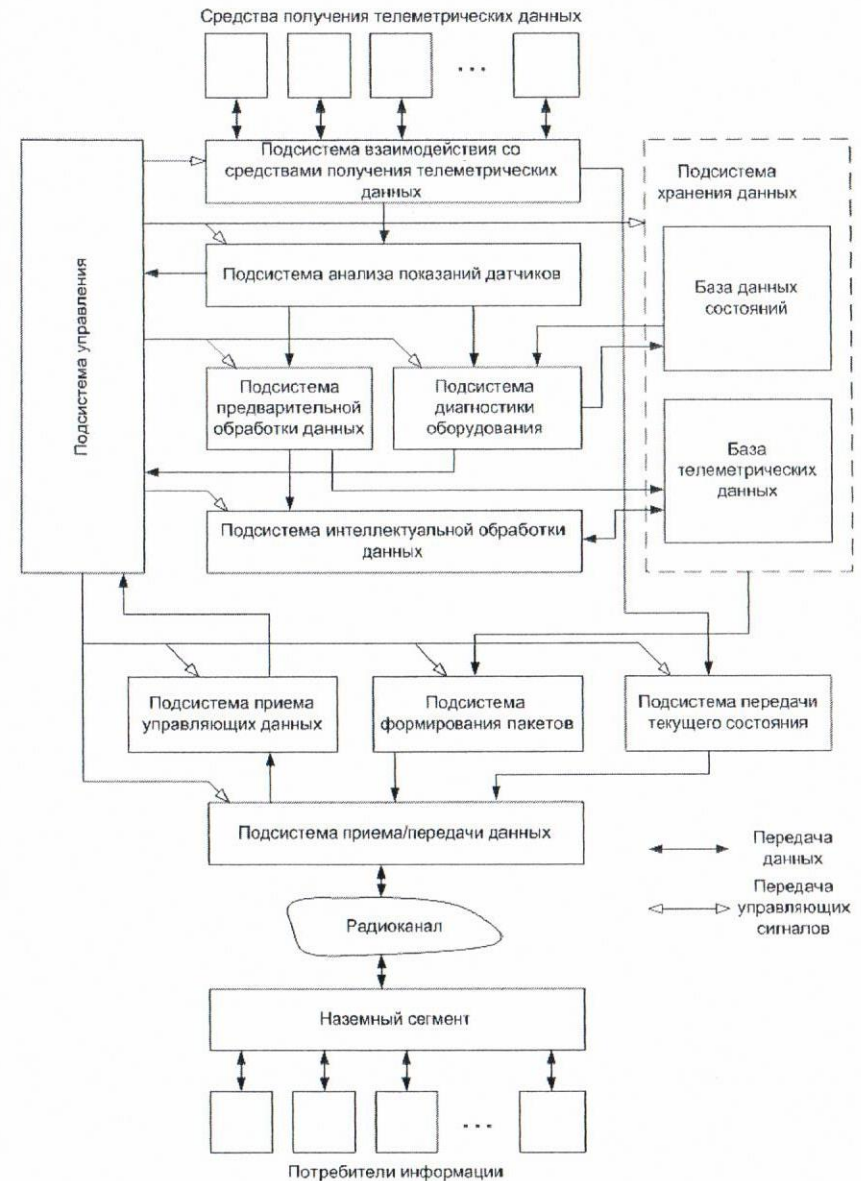


Рис. 1. Структурная схема ППС-ТМК

– **Подсистема анализа показаний датчиков** выполняет анализ состояния датчиков и передает результаты анализа подсистемам управления, диагностики оборудования и предварительной обработки данных.

– **Подсистема диагностики оборудования** выполняет анализ текущего состояния датчиков с учетом существующего пространства состояний. Она выполняет обучение и извлечение знаний о возможных состояниях оборудования и идентификацию внештатных ситуаций на основании данных о текущем состоянии датчиков и о пространстве состояний. Результат диагностики передается управляющей подсистеме.

– **Подсистема предварительной обработки данных** выполняет фильтрацию и устранение избыточности данных.

– **Подсистема хранения данных** предназначена для хранения телеметрических данных и описаний всех возможных состояниях.

– **Подсистема интеллектуальной обработки данных** выполняет нейросетевую обработку данных.

– **Подсистема формирования пакетов** выполняет выборку телеметрических данных (представляют собой файлы, например, в формате HDF) из базы, формирует из них пакеты и передает подсистеме приема/передачи данных.

– **Подсистема приема управляющих данных** предназначена для обработки управляющих данных, полученных от потребителя информации (расшифровка, распаковка и т.п.) и передачи ее подсистеме управления для формирования соответствующих управляющих сигналов.

– **Подсистема передачи текущего состояния** выполняет подготовку данных о текущем состоянии системы и ее датчиков.

– **Подсистема приема/передачи данных** осуществляет непосредственное взаимодействие с радиоканалом, при этом передача и прием могут осуществляться как через коммуникационный канал (аналог протокола TCP), так и в виде датаграмм (аналог протокола UDP).

Управляющая подсистема предназначена для сбора, анализа данных о состоянии различных подсистем, а также для формирования управляющих сигналов.

2. Методы и алгоритмы

2.1. Алгоритмы базовой обработки данных телеметрии

Определение скоростей изменения измеряемых параметров выполняется на основе оценок параметров в текущий и в предыдущие моменты времени с использованием алгоритмов фильтрация на базе метода Калмана и многомерного регрессионного анализа.

Для подавления избыточности данных предлагается алгоритм построения функций принадлежности объектов алфавиту классов на основе алгоритма Педрича.

Для анализа динамических телеметрических данных используются различные алгоритмы классификации, в том числе и нейросетевые [3–11].

2.2. Имитационное моделирование измеряемых параметров

Разработка, отладка и тестирование ППС-ТМК выполнена на программных объектах, имитирующих характер сигналов бортовых систем и аппаратуры [12].

Наиболее сложными для обработки и анализа являются сигналы температуры, давления и вибрации. Между сигналами, в том числе и различной физической природы, возможно наличие высокой степени корреляции.

В процессе разработки алгоритмов моделирования бортовых телеметрических объектов (БТМО) использовался макрофизический (термодинамический) подход, как наиболее обобщающий суть процессов, происходящих в бортовых системах.

Различного рода связи между бортовыми объектами, нелинейности процессов, происходящих на борту, и время являются причиной различного рода задержанных корреляций между измеряемыми параметрами, которые практически не поддаются аналитическому описанию. Борт находится в условиях постоянного воздействия различных внешних факторов, существенно влияющих на состояние всех без исключения подсистем и объектов.

2.3. Структура системы нейросетевой обработки сигналов прогнозирования поведения сложных динамических систем

Нейросетевая система состоит из следующих функциональных блоков:

1) Нейросетевой блок интерполяции траектории движения КА. Он осуществляет интерполяцию траектории движения и позволяет получать векторы положения и скорости в промежутках между сеансами их измерения [13].

2) Нейросетевой блок прогнозирования траектории движения КА. Он осуществляет экстраполяцию траектории движения КА.

3) Блок прогнозирования поведения КА. Предназначен для построения и прогнозирования фазовой траектории движения КА. Позволяет отслеживать нахождение КА в допустимой области аттрактора.

4) Нейросетевой блок управления положением и ориентацией КА. Предназначен для выработки управляющих воздействий на маховики КА с целью коррекции движения и положения космического аппарата (КА)

5) Нейросетевой блок сжатия телеметрической информации. Предназначен для сокращения информации передаваемой по каналам связи.

6) Нейросетевой блок диагностирования подсистем КА. Предназначен для контроля работоспособности различных подсистем КА.

Бортовая телеметрия по характеру представляет собой многомерные временные ряды, в том числе и с переключающейся динамикой. Отсчеты (уровни) такого ряда характеризуют состояние объекта исследования на определенные моменты времени и представляют его в пространстве измеряемых признаков как непрерывные или квазинепрерывные траектории.

Для временных рядов, генерируемых реальными динамическими объектами характерно, что время перехода из одного состояния в другое достаточно велико по сравнению с периодом дискретизации потока. Т.е. динамика переключается не мгновенно, а существует некоторый период дрейфа из одного состояния в другое, в течение которого объект не находится где-то

в процессе переключения. Для решения данной проблемы предлагается использовать аппарат иерархической нейросетевой классификации.

Алгоритм построения иерархических нейросетевых классификаторов (ИНК) представляет собой процесс построения дерева решений [14], узлы в котором реализованы в виде МСП с заданным размером скрытого слоя. Построение ИНК начинается с вызова алгоритма формирования групп классов (АФГК), в результате работы которого происходит объединение исходных классов в небольшое количество групп. Таким образом, формируется базовый узел ИНК (первый уровень иерархии), в котором осуществляется наиболее «грубая» классификация. Полученные группы классов можно рассматривать как ветви дерева решений.

После создания базового узла, для каждой из полученных групп классов (ветвей дерева) создается МСП и вызывается АФГК. При этом алгоритм анализирует лишь те исходные классы, которые попали в данную ветвь дерева. В результате формируется узел следующего уровня иерархии, а из анализируемых классов образуются новые группы (ветви). После формирования всех узлов данного уровня иерархии, АФГК вызывается для каждой из вновь полученных ветвей. Узлы более высоких уровней иерархии осуществляют все более и более детальную классификацию.

Алгоритм построения ИНК для данной ветви останавливается, если в ней содержится один исходный класс, или если дальнейшая детализация классов в этой ветви невозможна (например, если процент ошибочных классификаций в узле превысил некоторый порог).

3. Системная и программная архитектура ППС-ТМК

Программное обеспечение ППС-ТМК состоит из имитационной системы ПС-БОРТ и системы обработки и анализа телеметрической информации ПС-КИС, которые обмениваются данными через транспортную подсистему КАНАЛ. На рис. 2 приведена схема взаимодействия и проекция их на коммуникационные уровни CCSDS [15–17].

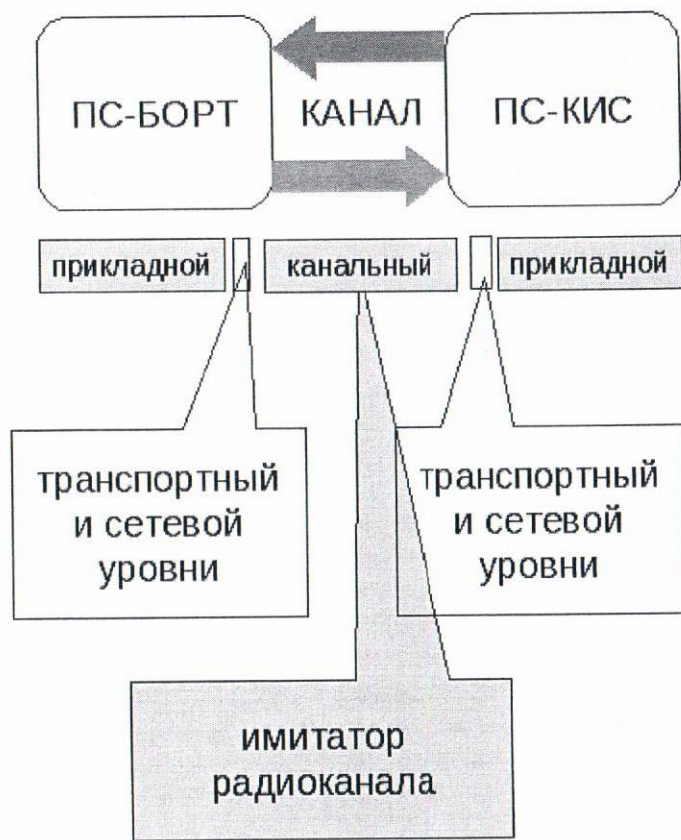


Рис. 2. Системная архитектура ППС-ТМК

ПС БОРТ включает:

- подсистему имитационного моделирования бортовых систем и устройств КА в качестве источников телеметрических данных (сенсоров);
- интегрированную реализацию коммуникационных уровней ТМ и ТС от прикладного до канального, обеспечивающую минимально необходимый уровень сервиса,

который необходимо учитывать для надлежащего моделирования на стороне ПС-БОРТ.

ПС КИС включает:

- интегрированную реализацию коммуникационных уровней ТМ и ТС от прикладного до канального, обеспечивающую минимально необходимый уровень сервиса, требуемый подсистемой ПС-КИС;
- набор систем искусственного интеллекта (Artificial Intelligence System – AIS) для интеллектуальной обработки телеметрической информации – ядро ППС-ТМК;
- систему записи/воспроизведения телеметрических данных, а также их хранения (архивации).

Каждая из систем искусственного интеллекта (AIS) представляет собой отдельное приложение в терминах CCSDS и состоит из трех компонент: оценки данных, распределения и прогнозирования.

КАНАЛ включает имитационную модель радиолинии, которая состоит из кодера радиосигнала, декодера, а также подсистемы внесения искажений в передаваемые данные. Подсистемы ППС-ТМК представляют собой независимые компоненты, взаимодействующие поверх естественных коммуникационных механизмов, таких как сообщения, каналы и сокет. Для этого на каждом уровне предусматривается возможность инкапсуляции пакетов текущего уровня в пакеты коммуникационного механизма ОС.

4. Примеры работы системы

4.1. Оценка статистических характеристик системы квазистационарных состояний

На вход ПС диагностики оборудования подается 1000 синтезированных случайных трехмерных величин, формат которых приведен в описании программы. В результате получено 18 двумерных векторов, которые соответствуют центрам кластеров данных. Исходные данные и соответствующие им цен-

тры кластеров приведены на рис. 3 (серыми точками показаны исходные данные, черными окружностями – центры кластеров).

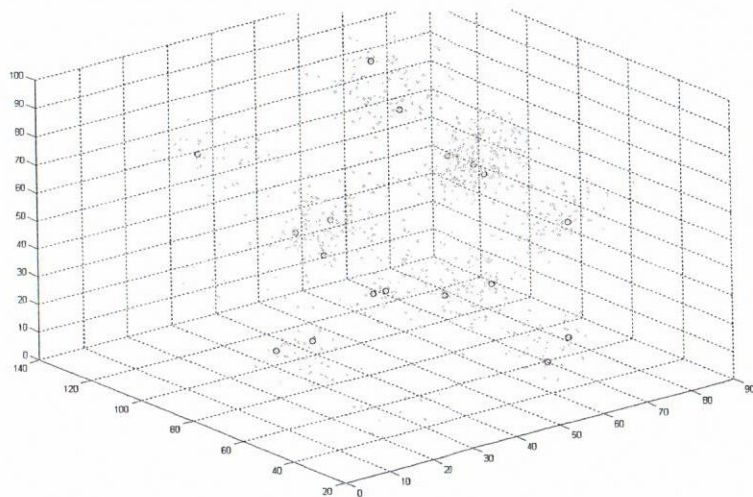


Рис. 3. Результат испытаний на трехмерных данных

4.2. Классификация многомерного вектора

Испытание проводилось в режиме редуцирования по окрестности, для чего было сформирован конфигурационный файл:

1) Режим редуцирования по окрестности:

10

1

5

1.4

где «10» – количество соседей, по которым выполняется классификация (k);

«1» – код режима редуцирования (в данном случае – по окрестности);

«5» – начальный размер окрестности в процентах от размера области данных;

«1.4» – коэффициент роста окрестности.

Результат вычислений, полученный за время 22 секунды, приведен на рис. 4.

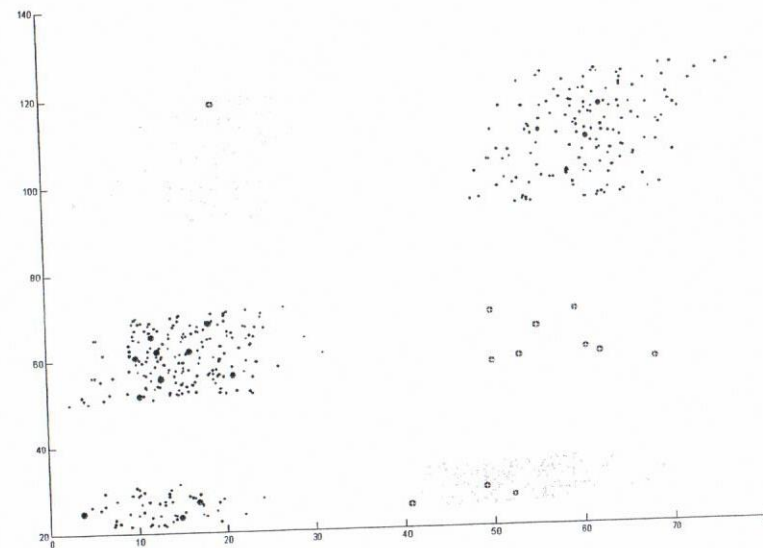


Рис. 4. Результат классификации в режиме редуцирования по окрестности

4.3. Предсказание состояния системы

Испытания проводились на примере ряда двумерных наборов векторов.

Параметры, указанные в конфигурационном файле, имели следующие значения:

30

80

1500

10 000

0.1

где «30» – объем памяти линии задержки для каждого датчика;

«80» – количество нейронов скрытого слоя;

«1500» – количество обучающих наборов данных;

«10 000» – максимальное количество итераций обучения;

«0.1» – коэффициент скорости обучения.

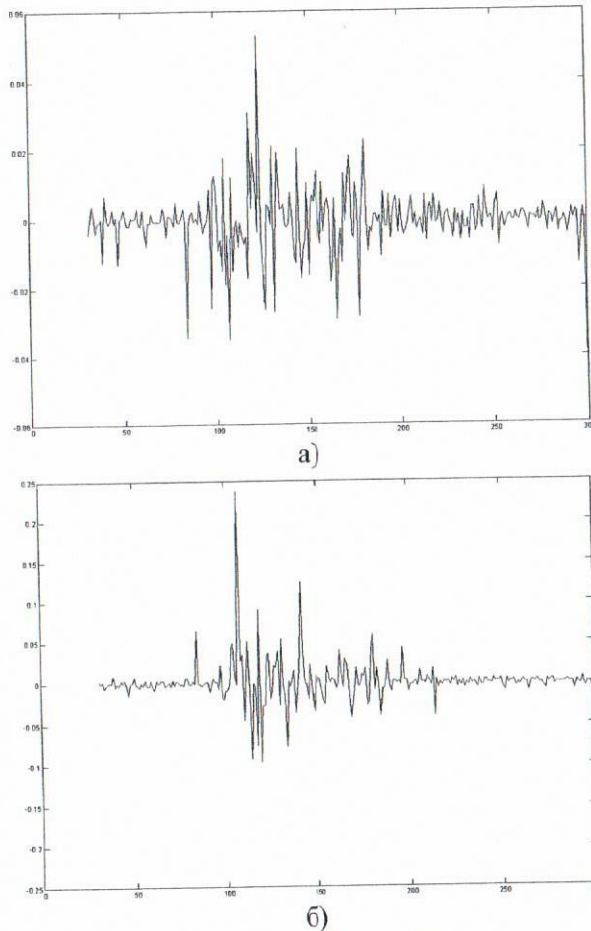


Рис. 5. Результаты испытаний работы ПС предсказания состояния: а) ошибка предсказания по данным «Потребляемая мощность»; б) ошибка предсказания по данным «Зашумленный сигнал»

В качестве тестовых данных и данных для обучения НС использованы тестовые сигналы «Потребляемая мощность» и «Зашумленный сигнал». Результаты испытаний приведены на рис. 5. Максимальное отклонение предсказанного сигнала от исходного:

- «Потребляемая мощность» 0.0530;
- «Зашумленный сигнал» 0.2375.

4.4. Прогнозирование многомерных временных рядов

Основано на использовании ансамблей нейронных сетей с включением элементов эволюционной стратегии в алгоритм обучения ансамбля [18, 19].

Для испытаний использовался набор «The Santa Fe Time Series Competition Data». Также использовались сгенерированные многомерные временные ряды состояний объектов, и данные шести датчиков летательного аппарата.

Оценка точности построенной модели также является немаловажной составляющей тестирования. С этой целью был проведен ряд экспериментов, в ходе которых обучались различные одиночные НС, различные АНС, а также ГНМ с различными наборами АНС на одинаковых данных. Результаты приведены в табл. 2. Приведена средняя ошибка по временным рядам (Ош. 1), и по классифицированным данным (Ош. 2).

Таблица 1.

Описание наборов данных

| Имя | Описание | Размер |
|----------|--|--------|
| А | Сгенерированные лазером, одномерные | 1000 |
| В1,В2,В3 | Физиологические данные, разбитые через интервалы 0.5 с | 34 000 |
| Gen | Компьютерно-сгенерированные данные состояний объектов, многомерные | 28 000 |
| Р39 | Информации о состоянии датчиков положения объекта в пространстве | 2181 |
| Е | Астрофизические данные. Набор измерений световых кривых звезды PG1159-035 в течение марта 1989 г., с 10 секундным интервалом | 27 204 |

Таблица 2.

Оценка точности

| Модель | Ош. 1, % | Ош. 2, % |
|-------------------------------|----------|----------|
| Одиночные НС | 6,7–24 | 5,5–22 |
| АНС с элементами ГА | 5,6–17,2 | 2,7–14 |
| Гибридная нейросетевая модель | 5,6–8,3 | 2,7–7,7 |

Заключение

Разработанный прототип обеспечивает интеллектуальную обработку и анализ информации о состоянии бортовых подсистем КА, в том числе на основе нейросетевых технологий. Появляется возможность автоматизировать процесс мониторинга состояния бортовых подсистем КА и повысить его качество.

Литература

1. Демьянов А.В. Технологии разработки авиационных систем с критичными требованиями к безопасности // МКА. – 2007. – № 3 – С. 84–86.
2. CCSDS 650.0-B-1 Reference Model for an Open Archival Information System (OAIS). Blue Book. Issue 1. Washington, D.C.: CCSDS, September 2007.
3. Звягин Ю.И., Нечаев Ю.И. Нейросетевое управление морским динамическим объектом // Нейроинформатика. – 2006. – Ч. 2. – С. 81–87.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992.
5. Zadeh L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing / L. Zadeh // Commutation on the ASM-1994. Vol.37. №3, p.p.77-84.
6. Behnke, S. Meter Value Recognition using Locally Connected Hierarchical Networks / S. Behnke – In Proceedings of 11th European Symposium on Artificial Neural Networks, P. 535-540, 2003.
7. Haykin S. Adaptive Filter Theory, 4th edition. – Prentice Hall, 2002. – 936 p.
8. Scalzo, F. Statistical learning of visual feature hierarchies / F. Scalzo, J. Piater – IEEE Workshop on Learning in CVPR, 2005.

9. Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа. – М.: Мир, 1983.

10. Norsett, S. Solving Ordinary Differential Equations. Non-stiff Problems / Norsett, E. Hairer, G. Wanner// 2nd edition. Springer Series in Comput. Math., Vol. 8. – 1993.

11. Hairer, E. Solving Ordinary Differential Equations II. Stiff and Differential-Algebraic Problems / Ernst Hairer, Gerhard Wanner // Springer Series in Comput. Mathematics, Vol. 14, Springer-Verlag 1991, Second revised edition 1996.

12. Шеннон Р. Имитационное моделирование. – М.: Мир. – С. 424.

13. Крайгинг-интерполяция [Электронный ресурс] – 2011. – Режим доступа: <http://iproс.ru/drafts/kriging/>. – Дата доступа: 01.12.2011.

14. Персианцев И.Г. Адаптивное построение иерархических нейросетевых систем для классификации и для сегментации временных рядов // Лекции по нейроинформатике. – 2010. – 34 с.

15. Spacecraft Onboard Interface Services–Subnetwork Packet Service, Draft Recommended Practice, Issue 2, CCSDS 851.0-R-2, May 2009, Current draft.

16. Radio Frequency and Modulation Systems–Part 1: Earth Stations and Spacecraft. Recommendation for Space Data System Standards, CCSDS 401.0-B-17. Blue Book. Issue 17. Washington, D.C.: CCSDS, July 2006.

17. «EA IFF 85» Standard for Interchange Format Files. Jerry Morrison, Electronic Arts, January 14, 1985. – <http://www.martinreddy.net/gfx/2d/IFF.txt>

18. Марушко Е.Е., Садыхов Р.Х., Поденок Л.П. Прогнозирование многомерных временных рядов с использованием нейронных сетей // Материалы конф. «Информационные системы и технологии» (IST'2010). – Мн., 2010. – С. 193–196.

19. Marushko Y. Forecasting Multivariate Time Series Using Ensembles of Neural Network / Y. Marushko // PRIP'2011 -The Eleventh International Conference on Pattern Recognition and Information Processing May 18-20, Minsk, Belarus. – Minsk, 2011. – P. 172-176.

Поступила в редакцию 6.03.2012 г.