

Интеллектуальный метод анализа для автоматизированного прогнозирования состояния КА

© С.В. Соловьев

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, 105005, Россия

Рассмотрены методы прогнозирования технического состояния космических аппаратов. Приведены отличия интеллектуального анализа данных от традиционных алгоритмов. Дана оценка внедрения интеллектуальных систем в практику управления полетом космического аппарата.

Ключевые слова: управление полетом, интеллектуальный анализ, IMS, задачи прогнозирования.

Под методом прогнозирования технического состояния космических аппаратов (КА) понимают совокупность алгоритмов и математических действий, позволяющих на основе ретроспективных данных, известных внешних и внутренних связей КА и его составных частей, а также измерений параметров состояния и режимов работы приборов и агрегатов в рамках рассматриваемых видов состояний, вывести суждения относительно технического состояния КА.

К задачам прогнозирования относятся вопросы, связанные с определением срока дальнейшего функционирования КА, запасов тех или иных ресурсов и ухудшения характеристик составных частей КА. Данные задачи решаются путем определения возможных или вероятных эволюций состояния КА.

Непосредственно перенести методы решения задач диагностирования на решение задачи прогнозирования невозможно ввиду различия моделей, с которыми приходится работать. Как правило, при диагностировании моделью является описание объекта, в то время как при прогнозировании берут модель процесса эволюции технических характеристик объекта во времени.

В результате диагностирования можно определить не более одной «точки» состояния КА для текущего момента (интервала) времени. Тем не менее, хорошо организованное диагностическое обеспечение объекта с хранением всех предшествующих результатов диагностирования может дать полезную и объективную информацию, представляющую собой предысторию (динамику) развития процесса изменения технических характеристик объекта, что может быть использовано для систематической коррекции прогноза и повышения его достоверности.

Практика работы в составе группы анализа службы управления полетом КА показывает, что после возникновения каких-либо аномалий, появления нештатной ситуаций и, как следствие, изменения программы полета КА один из первых задаваемых вопросов звучит так: «А на какое время нам хватит оставшихся запасов или ресурсов?». Ответить на него или сложно, или появляются разного рода «если», которые приводят к значительному разбросу величин времени функционирования или оставшихся ресурсов составных частей КА.

Сразу оговоримся, что задачу прогнозирования можно решить в рамках послесеансного анализа. В процессе управления оператор работает с текущей телеметрией и имеет инструменты для отслеживания расходных ресурсов КА. Достоверное определение запасов, ресурсов и прогнозирование их расхода является самостоятельной задачей, для решения которой и требуются дополнительные специальные алгоритмы обработки. Применение подобных алгоритмов в оперативном контуре управления довольно затруднительно и не имеет особого смысла, поскольку решения по результатам такого анализа не являются срочными.

Послесеансный анализ телеметрической информации (ТМИ) представляет собой самостоятельный и перспективный процесс. Основным направлением его совершенствования является возможность прогнозирования функционирования КА — довольно востребованная в случае возникновения различных аномалий или изменений программы полета задача при длительных сроках активного существования КА.

Основной метод, позволяющий сформировать количественный прогноз, базируется на длительном отслеживании изменений отдельного параметра функционирования КА или их группы. Период наблюдения начинается с момента выхода на орбиту и длится довольно долго. В ходе анализа целесообразно использовать значения данного параметра при наземных испытаниях или при испытаниях в процессе производства КА. Основным ограничением является промежуток времени, в течение которого параметр не приблизится к значению, после которого остается необходимый запас времени для принятия и реализации решения по выходу из нештатной ситуации. При подобном подходе четкая методика решения задачи прогнозирования может быть определена только для каждого конкретного КА. Однако необходимо учитывать:

- программу полета КА в части выполнения полетных операций;
- текущую ориентацию КА;
- текущую баллистическую информацию;
- планируемые действия КА, его ориентацию и баллистические данные на последующих интервалах полета.

Действенным инструментом решения задач послесеансного анализа считают технологию выявления скрытых взаимосвязей внутри больших баз данных — Data Mining (в технических приложениях — Inductive Learning). Ее появление связано в первую очередь с необходимостью аналитической обработки сверхбольших объемов информации, накапливаемых в хранилищах данных. В настоящее время наибольшие успехи применения интеллектуального анализа достигнуты в экономических, биологических, химических приложениях и в задачах по формированию и принятию решений в сложных структурах.

Традиционный анализ состояния КА построен на использовании алгоритмов, которые создают квалифицированные специалисты или эксперты, ответственные за создание КА или его составной части. В результате появляется набор правил, ограничений и граничных условий, который ложится в основу математической модели КА или его составных частей. Возможна ситуация, когда этот набор изменяется (как правило, в сторону нарастания), при этом увеличивается объем работы. В результате происходит уточнение и усложнение модели. Анализ состояния КА (как объекта моделирования) возможен только после создания соответствующей модели, подлежащая в обязательном порядке верификации.

Принципиальным отличием интеллектуального анализа данных от традиционных алгоритмов является методология создания моделей. Системы интеллектуального анализа строят модели объекта автоматически, на базе информации о нормальном поведении объекта. Для калибровки или настройки системы необходимо задать определенное количество точек нормальных данных или состояний.

Основные преимущества интеллектуальных систем анализа по сравнению с традиционными алгоритмическими моделями заключаются в следующем:

- отсутствие предварительно заданных знаний (значений) о работе системы;
- определение соотношений между параметрами проводится без системного анализа;
- высокая скорость реакции на появление аномалии — фактически в темпе поступления ТМИ;
- модель поведения имеет небольшие объемы и позволяет вести работу в режиме реального времени;
- устанавливают и отслеживают взаимосвязь между большим количеством ТМП;
- обнаруживают единичные и комплексные отклонения;
- автоматически обрабатывают и набирают необходимую информацию;
- учитывают поступающие данные о нормальном поведении системы и обновляют ранее построенную модель поведения.

В основном наиболее проработанными являются следующие методы, применение которых может дать нужный эффект при проведении контроля полета с помощью интеллектуальных методов анализа.

Ассоциация (или отношение) как наиболее известный и простой метод интеллектуального анализа данных. Для выявления моделей контролируемого состояния производится сопоставление двух или более элементов, часто одного и того же типа (например, при отслеживании изменения тока потребления в зависимости от режима работы прибора или характера его функционирования). В результате процедуры достаточно простой алгоритм выдает конфигурации информационных потоков для создания ассоциаций, исследуя источник входной информации и формируя базис принятия решений и выходную информацию.

Классификация, или (в зарубежной терминологии) кластеризация, может быть использована для получения представления о типе отклонений в функционировании КА, она описывает несколько атрибутов для идентификации определенного класса отклонений. Например, приборы легко классифицировать по типу (вычислительный, коммутирующий, оптико-электронный, аналоговый цифровой и т. п.), определив его различные атрибуты (количество команд, параметры, потребление, частоты). Контролируя поведение нового прибора или его работу в определенных режимах, отслеживая новый или измененный режим работы КА, можно автоматизировать процесс сопоставления с уже отработанными приборами, режимами или полетными операциями. Те же принципы легко применять и к аппаратным средствам НКУ. Учитывая практику создания подобных средств на базе типовых решений и их использование для управления разнородными и разнотипными КА, эффект может получиться весьма значительным.

Прогнозирование — направление, простирающееся от предсказания упадка и отказов компонентов оборудования до выявления возможных изменений в программе полета. В сочетании с другими методами интеллектуального анализа данных прогнозирование требует исследования тенденций, классификации, сопоставления с моделью и использования ассоциаций. При этом оно во многом опирается на анализ прошлых событий или данных по предшествующим экземплярам КА.

Последовательные модели, часто используемые для анализа долгосрочных данных, — полезный метод выявления тенденций или регулярных повторений подобных событий. Например, по данным о колебаниях значений параметров определяется тренд изменения и, используя планируемую программу полета, со значительной точностью можно определить диапазон изменения или деградацию конкретного параметра. По такой информации при прогнозировании изменения контролируемого параметра, основываясь на частоте и истории колебаний его значения, может быть автоматически оценена длительность нахождения этих значений в допустимых пределах.

Дерево решений, связанное с большинством других методов (главным образом, классификацией и прогнозированием), можно использовать либо в рамках критериев отбора, либо для поддержания выбора определенных данных в рамках общей структуры. Его начинают с простого вопроса, имеющего два (иногда больше) ответа. Каждый ответ приводит к следующему вопросу, помогая классифицировать и идентифицировать данные или делать прогнозы.

Дерево решений часто используют в сочетании с системами классификации информации о свойствах и с системами прогнозирования, где различные варианты основываются на ранее приобретенном опыте, который помогает построить структуру дерева решений и получить результат.

Уровень автоматизации перечисленных способов влияет на конечный результат и эффективность. И хотя задачи прогнозирования, решаемые с применением подобных методов, требуют весьма длительных периодов анализа для единичных КА, для однотипных КА с близкими программами полета анализ их телеметрических данных вполне осуществим.

Следует отметить, что современные вычислительные технологии позволяют применять широкий спектр статистических методов анализа. Тенденции увеличения сроков эксплуатации КА или количества однотипных КА, по крайней мере, в части конструкции и функционирования бортовых систем, позволяют считать, что статистические методы будут использоваться при контроле полета в послесезонном анализе, и тем более при анализе аномалий, отклонений и отказов в приборах и системах КА. Применительно к случайным событиям на борту КА, таким как, например, воздействие тяжелозаряженных частиц на электрорадиоизделия, не приводящим к катастрофическим отказам в элементах, данный вид анализа является единственно возможным способом установления причины сбоя.

На практике наиболее известным примером применения интеллектуального анализа является случай, произошедший при последнем полете КА Space Shuttle Columbia. Во время полета 1 февраля 2003 г. орбитальный корабль Columbia потерпел катастрофу. Комиссия, расследовавшая причины гибели аппарата и экипажа, установила, что первопричиной трагедии являлся отрыв куска изоляционной обшивки от внешнего топливного бака во время старта, который фактически разрушил термоизоляцию и обшивку на левом крыле. Через 17 дней при входе КА в плотные слои атмосферы горячие газы, образующиеся при торможении, также называемые плазмой, проникли внутрь крыла, что привело к перегреву пневматики колеса шасси, его взрыву, дальнейшему разрушению конструкции крыла и гибели Space Shuttle Columbia и экипажа.

При полете КА функционировала система интеллектуального анализа, называемая Inductive Monitoring System (IMS). IMS является программным инструментом, который использует технологию анализа данных — кластеризацию — для извлечения модели нормальной работы системы из архивных данных. IMS работает с векторами значений данных, причем можно выделить два этапа.

На первом этапе, условно назовем его обучение, IMS анализирует данные, собранные в момент нормальной работы КА, с тем чтобы построить модель КА. Для этого значения параметры КА при текущем значении времени образуют вектор в N -мерном пространстве. Соответствующий показатель расстояния используют для вычисления расстояния между точками. В модели параметры связаны друг с другом во время нормальной работы, образуя область в векторном пространстве, где содержатся номинальные данные. Эти области называются номинальными рабочими областями и соответствуют кластерам подобных точек, найденных с помощью алгоритма кластеризации IMS. Номинальные рабочие области хранятся в базе знаний IMS.

На втором этапе, рабочем, производится анализ состояния КА. IMS читает ТМИ КА в режиме реального времени или получает данные из архива ТМИ, преобразуя их в вектора. Для каждого входного вектора IMS вычисляет расстояние от ближайшей номинальной рабочей области, полученной на этапе обучения. Данные, соответствующие нормальным, будут иметь отклонение в расстоянии, равное нулю. Если одно или более значений расстояния находится за пределами ожидаемого, небольшой ненулевой результат для новых данных анализируется повторно. Если входящие данные не соответствуют норме, IMS фиксирует отклонение и предупреждает оператора о возникновении аномалии. IMS также анализирует каждый отдельный параметр при возникшем отклонении с тем, чтобы установить причину аномалии.

Принципиальная схема работы, содержащая основные технологические блоки IMS, представлена на рис. 1.

Важной отличительной особенностью IMS, как и любой другой автоматизированной системы на основе методов интеллектуального анализа, является ее универсальность. Это следствие того, что в ее основе лежат математические инструменты и алгоритмы, которые не привязаны к конструктивным особенностям КА, а работа осуществляется с данными.

Применяемое специализированное программное обеспечение, предназначенное для контроля и анализа полета, в значительной степени индивидуально для каждого отдельного КА. Аналогичные задачи для другого по конструкции КА решаются другими автоматизированными системами, имеющими иные алгоритмы, контролируемые параметры и их допустимые значения. IMS как бы не видит объект,

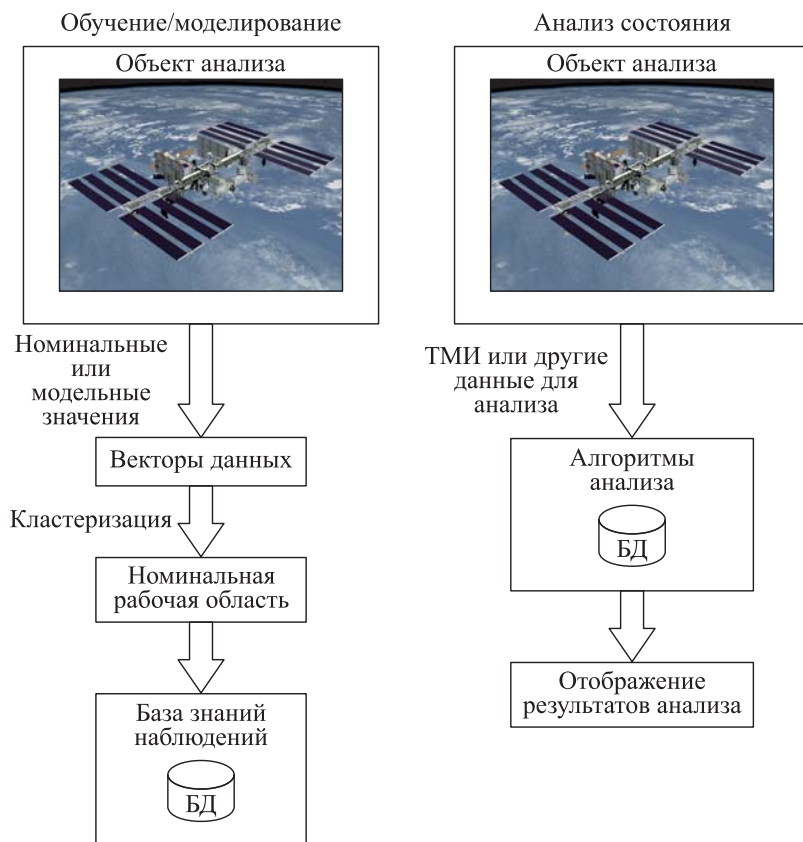


Рис. 1. Принципиальная схема работы IMS

генерирующий данные, а только проводит анализ нормального «виртуального» состояния. Иначе говоря, существует «портрет здорового КА», который подтвержден или проверен (верифицирован), в том числе и с помощью анализа традиционными методами. Подобную систему можно «научить» анализировать данные с любого КА, не прибегая к изменениям алгоритмов. Это качество особенно ценно в первую очередь из-за того, что современные КА становятся все более конструктивно сложными.

Вернемся к полету КА Space Shuttle Columbia. Справедливости ради следует отметить, что данная система не применялась для управления КА, а использовалась в качестве «советчика» по принятой в НАСА технологии. Видимо, поэтому результаты работы системы не принимались в расчет при контроле полета. IMS использовала данные, полученные во время предыдущих пяти полетов аппарата. Было установлено, что IMS сформировала сигнал о появлении аномалии практически сразу (приблизительно через 2 мин) после ее возникновения. Результаты работы IMS при последнем полете Space Shuttle

Columbia представлены на рис. 2. Здесь четко виден момент выхода за нормированные значения обобщенного параметра, который характеризует состояние левого крыла орбитального корабля при старте.

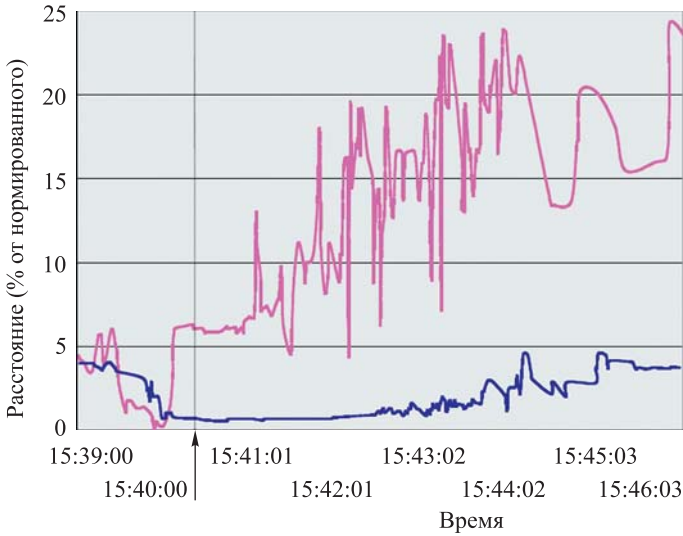


Рис. 2. Визуализация результатов анализа IMS при пуске КА Space Shuttle Columbia. Информация получена с соответствующих датчиков, установленных в левом (сиреневая кривая) и правом (синяя кривая) крыльях. Стрелка указывает, в какой момент имел место выход за нормированные значения обобщенного параметра

В дальнейшем IMS применялась при отработке ракеты-носителя ARES-1, где также продемонстрировала хорошие результаты. После закрытия программы Constellation (в рамках которой разрабатывалась ракета-носитель ARES) IMS рекомендовано применять в разработках ракетных систем НАСА. В настоящее время IMS используют для решения задач контроля американского сегмента МКС, в части анализа и прогнозирования состояния гиродин и системы обеспечения теплового режима.

Гиродины являются основными исполнительными органами, обеспечивающими построение и поддержку ориентации МКС. Эти приборы конструктивно сложны, имеют значительные габаритно-массовые характеристики и требуют определенного программного обеспечения для управления. Учитывая место их установки на МКС, в случае выхода приборов из строя операция по замене весьма трудоемка и осуществляется при выходе космонавтов в открытый космос. Операции по замене гиродин проводились на МКС в 2005 и 2007 гг. и вызвали серьезные изменения в программе полета, связанные с незапланированной доставкой приборов на борт станции, выходом в открытый космос. В результате произошла отсрочка проведения основных работ и экспериментов.

Основной задачей применения IMS является определение остаточного ресурса и выявление отклонений на ранних стадиях. Для этого IMS получает ТМИ от гиродинов в составе 13 параметров частотой 1 Гц (данные о вибрации, температуре, скорости вращения, электропотреблении, значении обрабатываемых управляющих моментов). На выходе IMS формирует обобщенную характеристику состояния — расстояние между текущим и нормальным поведением гироина как объекта анализа. Более низкие значения указывают на то, что объект анализа — система — ведет себя как ожидалось. Увеличение значения расстояния означает, что контролируемая система отклоняется от ожидаемого поведения, возможно, из-за неисправности. Сравнение величины характеристики с номинальным значением, полученным ранее, позволяет сделать прогноз работоспособности прибора.

Для того чтобы проверить (верифицировать) алгоритмы мониторинга IMS на известной аномалии, были использованы архивные данные 2002 г., когда произошел отказ одного из гиродинов американского сегмента МКС. На рис. 3 графически представлены результаты анализа IMS при проведении верификации. При этом IMS смогла сформировать признак отказа данного гироина за 14 ч до его фактической поломки.

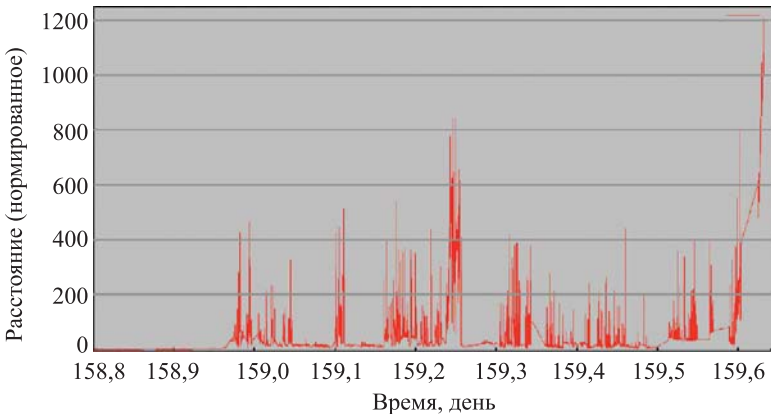


Рис. 3. Визуализация результатов анализа IMS для гиродинов. Основной причиной отклонения является вибрация, возникшая при увеличении силы электрического тока. Стрелкой отмечен признак отказа гироина

В перспективе можно выделить следующие основные направления применения интеллектуальных методов анализа или технологий для задач управления полетом КА, а именно:

- обработка архивов ТМИ КА в процедурах послесезанского анализа для определения тенденций и построения прогнозов последующих этапов полета КА;
- обработка ТМИ в реальном времени в процедурах оперативного управления полетом для выявления аномалий в работе КА на ранних стадиях.

Первое направление позволит автоматически, без участия специалистов-разработчиков составных частей КА, построить математическую модель нормального поведения КА, которую в дальнейшем можно использовать как эталонную. Применяя эталонную модель КА и анализируя фактическую ТМИ, можно выявить скрытые закономерности данных, которые позволят задним числом проанализировать неисправности и определить причины их возникновения. Также можно установить предшествующие шаги операторов по управлению КА и понять, когда произошло отклонение, чтобы разработать действия с КА для исключения подобных ситуаций в дальнейшем.

Работа интеллектуальной системы в режиме реального времени позволит увеличить скорость реакции на появление аномалий и их развитие, а также зафиксировать отклонения в базах данных. Существенным вкладом подобных систем может стать невосприимчивость к случайным сбоям, пропаданиям ТМИ или зависаниям при первичной обработке, а также определение неочевидных изменений, которые могут быть сигналами отказов.

На начальных этапах внедрения интеллектуальных систем в практику применения при управлении полетом КА имеет смысл использовать их как вспомогательные. По мере накопления информации, актуализации модели и верификации результатов работы системы возможна автоматизация принятия решений для ряда ситуаций, где важна оперативность действий.

Анализ развития подобных систем и все возрастающие объемы ТМИ позволяют утверждать, что технологии интеллектуального анализа активной будут применяться при управлении полетом КА, а количество задач, решаемых ими, будет увеличиваться.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Елисеев А.С. *Техника космических полетов*. Москва, Машиностроение, 1983.
- [2] Кравец В.Г. *Автоматизированные системы управления космическими полетами*. Москва, Машиностроение, 1995.
- [3] Любинский В.Е., Соловьев В.А. Управление полетом МКС: развитие методов и средств управления орбитальными комплексами. *Полет*, 2005, № 6, с. 3–6.
- [4] Соловьев В.А. *Контроль информации и принятие оперативных решений при управлении полетом пилотируемых космических аппаратов*. Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 1998.
- [5] Деревянко В.В. Применение Data Mining в космических приложениях. *Исследования наукограда*, 2012, № 1(1), с. 47–51.
- [6] Соловьев В.А., Любинский В.Е., Жук Е.И. Текущее состояние и перспективы развития системы управления полетами космических аппаратов. *Пилотируемые полеты в космос*, 2012, № 1 (3), с. 15–26.

- [7] Паклин Н. *Алгоритмы кластеризации на службе Data Mining*. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/datamining> (дата обращения 28.12.2015).
- [8] David L. Iverson *Data Mining Applications for Space Mission Operations System Health Monitoring*, NASA Ames Research Center, Moffett Field, California. URL: <http://www.slideshare.net/Tommy96/data-mining-applications-for-space-mission-operations> (дата обращения 28.12.2015).
- [9] Iverson D. L., Rodney Martin. *General Purpose Data-Driven System Monitoring for Space Operations*, NASA Ames Research Center, Moffett Field, California. URL: <http://www.enu.kz/repository/2009/AIAA-2009-1909.pdf> (дата обращения 28.12.2015).
- [10] Iverson D.L. *Inductive System Health Monitoring Published in the Proceedings of The 2004 International Conference on Artificial Intelligence (IC-AI'04)*, CSREA Press, Las Vegas, NV, June 2004. URL: https://www.researchgate.net/publication/220835201_Inductive_System_Health_Monitoring (дата обращения 28.12.2015).
- [11] Teubert Ch., Scott Poll. *Application of Inductive Monitoring System to Plug Load Anomaly Detection*, NASA USRP Intern, Iowa State University, Ames, IA, 50011, USA. URL: <http://www.phmsociety.org/node/842> (дата обращения 28.12.2015).
- [12] Schwabacher M. *Pre-Launch Diagnostics for Launch Vehicles*, NASA Ames Research Center. URL: <http://www.enu.kz/repository/2010/AIAA-2010-3354.pdf> (дата обращения 28.12.2015).

Статья поступила в редакцию 04.02.2016

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Соловьев С.В. Интеллектуальный метод анализа для автоматизированного прогнозирования состояния КА. *Инженерный журнал: наука и инновации*, 2016, вып. 2. URL: <http://engjournal.ru/catalog/arise/adb/1469.html>
DOI 10.18698/2308-6033-2016-02-1469

Статья подготовлена по материалам доклада, представленного на XL Академических чтениях по космонавтике, посвященных памяти академика С.П. Королёва и других выдающихся отечественных ученых — пионеров освоения космического пространства, Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана, 26–29 января 2016 г.

Соловьев Сергей Владимирович родился в 1970 г., окончил МГТУ им. Н.Э. Баумана в 1993 г. Канд. техн. наук, доцент кафедры «Динамика и управление полетом ракет и космических аппаратов» МГТУ им. Н.Э. Баумана. Область научных интересов: проектирование автоматических КА, управление полетом. e-mail: sergey.soloviev@scsc.ru

Intelligent analysis technique for automated prediction of spacecraft status

© S.V. Soloviev

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russia

The article considers methods of predicting technical status of spacecraft. Differences between intelligent data analysis and traditional algorithms are given. The process of introducing intelligent systems into spacecraft flight control practice is evaluated.

Keywords: flight control, intelligent analysis, IMS, prediction problems.

REFERENCES

- [1] Eliseev A.S. *Tekhnika kosmicheskikh poletov* [Space flight technology]. Moscow, Mashinostroenie Publ., 1983.
- [2] Kravets V.G. *Avtomatizirovannye sistemy upravleniya kosmicheskimi poletami* [Automated space flight control systems]. Moscow, Mashinostroenie Publ., 1995.
- [3] Lyubinskiy V.E., Soloviev V.A. *Polet – Flight*, 2005, no. 6, pp. 3–6.
- [4] Soloviev V.A. *Kontrol informatsii i prinyatie operativnykh resheniy pri upravlenii poletom pilotiruemykh kosmicheskikh apparatov* [Information monitoring and operational decision-making in manned spacecraft flight control]. Moscow, BMSTU Publ., 1998.
- [5] Derevyanko V.V. *Primenenie DataMining v kosmicheskikh prilozheniyakh* [Data Mining applications in space technologies]. *Issledovaniya naukograda* [Research of the "Science City"], 2012, no. 1 (1), pp. 47–51.
- [6] Soloviev V.A., Lyubinskiy V.E., Zhuk E.I. *Pilotiruemye polety v kosmos – Manned Space Flight*, 2012, no. 1 (3), pp. 15–26.
- [7] Paklin N. *Algoritmy klasterizatsii na sluzhbe DataMining* [Clusterisation algorithms in service of Data Mining]. Available at: <https://basegroup.ru/community/articles/datamining> (accessed 28 December, 2015).
- [8] Iverson D. L. *Data Mining Applications for Space Mission Operations System Health Monitoring*. NASA Ames Research Center, Moffett Field, California. Available at: <http://www.slideshare.net/Tommy96/data-mining-applications-for-space-mission-operations> (accessed 28 December, 2015).
- [9] Iverson D. L., Rodney Martin. *General Purpose Data-Driven System Monitoring for Space Operations*. NASA Ames Research Center, Moffett Field, California. Available at: <http://www.enu.kz/repository/2009/AIAA-2009-1909.pdf> (accessed 28 December, 2015).
- [10] Iverson D.L. *Inductive System Health Monitoring Published in the Proceedings of The 2004 International Conference on Artificial Intelligence (IC-AI'04)*, CSREA Press, Las Vegas, NV, June 2004. URL: https://www.researchgate.net/publication/220835201_Inductive_System_Health_Monitoring (accessed 28 December, 2015).
- [11] Teubert Ch., Scott Poll. *Application of Inductive Monitoring System to Plug Load Anomaly Detection*. NASA USRP Intern, Iowa State University, Ames, IA, 50011, USA. Available at: <http://www.phmsociety.org/node/842/> (accessed 28 December, 2015).
- [12] Schwabacher M. *Pre-Launch Diagnostics for Launch Vehicles*. NASA Ames Research Center. Available at: <http://www.enu.kz/repository/2010/AIAA-2010-3354.pdf> (accessed 28 December, 2015).

Soloviev S.V. (b. 1970) graduated from Bauman Moscow State Technical University. Cand. Sci. (Eng.), assoc. professor, Department of Dynamics and Flight Control of Rockets and Spacecraft, Bauman Moscow State Technical University. Research interests include design of automated spacecraft, flight control. e-mail: sergey.soloviev@scsc.ru