

ТРЕХУРОВНЕВЫЙ МЕХАНИЗМ ПРИМЕНЕНИЯ ГИБРИДНОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ ПРОИЗВОДСТВА БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ

Юркевич Е.В., Крюкова Л.Н.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
79163188677@yandex.ru, Lidkryukova@yandex.ru

Аннотация. Предложен трехуровневый механизм организации производства сложных программно-технических систем, основанный на применении гибридного интеллекта при цифровой трансформации предприятий. Рассмотрение вероятности нормативного выполнения технологических операций показало особенности нейросетевой поддержки принятия решений при полумпирических технологиях сборки бортовой аппаратуры в формате ее социо-киберфизической самоорганизации.

Ключевые слова: технологии сборки космических аппаратов, трехуровневый механизм организации производства, гибридный интеллект, системы технологических операций, нейросетевая поддержка принятия решений, полумпирические технологии, социо-киберфизическая самоорганизация.

Введение

Переход к экономике 4.0 с формированием цифровых производств предполагает постановку новых задач обеспечения гомеостаза в организации работы технологических комплексов и в оптимизации характеристик применяемого оборудования. Опыт стабилизации технологических процессов, использующих средства цифровой автоматики, определяет необходимость оптимизации организационных механизмов параллельно с совершенствованием программно-аппаратного обеспечения технологических линий.

В данной работе такие линии показаны как большие эргатические системы. Эффективность производственных процессов в этих системах предлагается рассмотреть на примере производства бортовой аппаратуры (БА) космических аппаратов (КА).

В настоящее время одним из главных условий обеспечения эффективности производства КА является полнота требований к конструкторско-технологическим решениям БА. Такие требования формируются еще на этапах проектирования и наземной экспериментальной отработки. В общем случае уникальность конструкторско-технологических решений для каждого КА определила необходимость использования в цифровых технологиях средств гибридного интеллекта.

Под средствами гибридного интеллекта предлагается понимать механизмы принятия экспертных решений на основании данных, представляемых искусственным интеллектом. В этом случае, при возникновении нештатных ситуаций, интеллектуальность этих средств должна проявляться в адаптивности принимаемых решений. Средства искусственного интеллекта должны идентифицировать ситуацию, возникшую во время технологического процесса и сформировать множество данных, необходимое для выхода системы из нештатного состояния. Часто такие ситуации возникают как следствие влияния «человеческого фактора». Поэтому постановка задачи по ликвидации нештатной ситуации остается за лицом, принимающим решения.

Традиционно расчеты устойчивости работы технологических линий ориентированы на обеспечение заданной вероятности безотказной работы (ВБР) каждого функционального блока (ФБ). Однако отказ составляющих информационных каналов может не привести к отказу всего ФБ. Современное усложнение систем управления цифровыми технологическими процессами с введением сети резервирования каналов передачи сообщений определило актуальность задачи оценки живучести технологических комплексов.

Под термином «живучесть» предлагается понимать характеристику, определяемую вероятностью выполнения штатных операций при воздействиях внешних и/или внутренних факторов.

В этой связи важной особенностью современных требований к живучести технологических комплексов является обеспечение регулярности контроля динамики функциональных характеристик, определяющих устойчивость результатов монтажа аппаратуры с требуемым уровнем надежности КА на орбите.

Традиционно встроенные системы работают под управлением операционных средств в реальном масштабе времени. Такая технология организации работы предполагает необходимость обеспечения стабильности характеристик программно-технических средств с одновременным учетом характеристик человеческого фактора и системных ограничений, определяемых адаптивностью оснащения технологических линий к изменяющимся условиям.

В этой связи программно-технические средства технологического комплекса, определяющие эффективность производства БА, будем рассматривать социо-киберфизическую систему (СКФС) [1]. В данном случае это понятие используется как характеристика развития технологий построения программно-технических систем реального времени. Построение такой системы технологических операций вводит новую составляющую в схему использования гибридного интеллекта, сочетая оценки, полученные математическими методами, с субъективными оценками, сделанными на основе знаний, опыта и интуиции специалистов.

Важной основой для введения технологических средств цифрового производства является участие в Национальной программе «Цифровая экономика Российской Федерации» [2], определяющей постановку задач унификации технологических систем цифрового производства, а также задач алгоритмизации анализа характеристик цифровых производственных комплексов.

1. Модель технологического процесса сборки БА

В данной работе примем, что устойчивость функционирования цифровых технологических линий во многом определяется полнотой их нормативного обеспечения. Актуальна задача разработки новых Государственных стандартов, регламентирующих механизмы организации работы технологических систем, в частности, цифровых технологий сборки БА КА.

Будем полагать, что в методологическую модель технологических процессов требуется включение характеристик факторов, влияющих на механизм стабилизации производственного цикла, построенного согласно принимаемой методологии выполнения тактико-технических требований к конструктивным решениям конкретного КА. При этом структура базы знаний, определяющей организацию такого процесса, может иметь различную степень сложности.

Представление комплекса технологических операций в виде эргатической социо-киберфизической системы [3], позволяет учитывать связь эффективности управления реализацией технологических решений с оперативностью предоставления лицу, принимающему решения, необходимой информации. Будем учитывать, что в практических условиях часто принимаются коллективные решения. Поэтому для обеспечения эффективности управления требуется учитывать важность каждого из участников технологического процесса. Существенными факторами являются объективность оценки результатов принимаемых решений, а также учет стрессовости ситуации [4].

Новизна и принципиальное отличие предлагаемого рассмотрения СКФС от традиционно используемых встроенных систем заключается в том, что, обладая особенностями эргатической системы, она интегрирует в себе кибернетическое начало и программные технологии. Качественно новые исполнительные механизмы, используемые в такой модели, способны воспринимать текущие отклонения от нормативного порядка выполнения операций, самообучаться и адаптироваться к таким отклонениям по данным мониторинга результатов операций, характеризующих влияния человеческого фактора на участников технологического процесса.

Устойчивость механизмов управления процессом сборки БА во многом определяется ресурсными возможностями конкретного производственного комплекса, но в связи с многовариантностью стратегий организации технологического процесса производства каждого КА задача обеспечения надежности готовой БА является принципиально некорректной. Поэтому для оптимизации сборочных технологий при ограничениях на имеющиеся ресурсы СКФС, предлагается трехуровневая модель цифрового производства:

$$T_3 = f(T_Q, T_S, T_R, (\alpha), (\beta), p_i), \quad (1)$$

где T_3 – коэффициент завершенности технологических процессов сборки БА, определяемый комплексной оценкой надежности всей системы функциональных блоков аппаратуры данного КА.

На первом уровне модели рассчитывается:

- коэффициент надежности результатов работы участников СКФС (T_Q);
- коэффициент эффективности организации технологических процессов сборки (T_S);
- коэффициент устойчивости результатов выполнения технологических операций при воздействиях человеческого фактора, влияющих на ошибки в результатах операций и отклонения от нормативных требований (T_R);

На втором уровне модели формируются алгоритмы:

- расчета вероятности возникновения ошибки участника работ при использовании средств стабилизации технологических процессов управления сборкой функциональных блоков БА (α);
- расчета вероятности возникновения ошибки при отказе от использования средств стабилизации (β);

- решается игра: нахождение условий оптимизации технологического процесса, т.е. минимизации (α) при максимизации (β) в расчете динамики характеристик технологических процессов.

На третьем уровне модели рассчитывается вероятность технологических сбоев и отказов системы компенсации результатов воздействия дестабилизирующих факторов (p_i), характеризующая выбранную i -ю стратегию организации технологического процесса сборки БА, при $i = 1, 2, \dots, I$.

В модели (1) T_Q , T_S , T_R рассматриваются как ограничения устойчивости процесса стабилизации результатов сборки БА.

Использование модели (1) дает возможность представлять цифровую технологию сборки БА с помощью блоков данных: множество Q , определяющее T_Q , например, вероятности безотказной работы (ВБР) участников работ в технологическом комплексе, фиксируемая в сводке экспертных оценок эффективности их деятельности; множество S , определяющее T_S , в том числе оценки надежности результатов сборки БА; параметры динамики критической загрузки технологического оборудования согласно временным интервалам выполнения необходимых операций, определенных заказчиком конкретного проекта, статистика ошибок фиксируется в навигационной карте на фиксированном интервале времени; множество R , определяющее T_R , в том числе: изменения значений параметров функциональных блоков БА как реакций на воздействия человеческого фактора, динамику совместимости результатов выполнения отдельных операций согласно поступающим результатам мониторинга, характеристик нештатных ситуаций и т.д.

В данном рассмотрении эффективность стабилизации результатов выполнения технологических операций во многом определяется влиянием экономических, технологических, организационных, правовых факторов.

Пусть Z обозначает множество возможных стратегий воздействия на характеристики организации построения технологических решений по порядку сборки БА. Тогда характеристиками i -й стратегии ($z_i \in Z$) предлагается считать оценки важности влияния i -го фактора на обеспечение надежности выполнения каждой операции технологического цикла.

В таком представлении модели (1) на базе данных первого уровня вводится оператор L_1 . Он позволит выделять множество допустимых стратегий (D), т.е.

$$L_1: Z, R, Q, S \Rightarrow D.$$

Используя этот подход ($D \subseteq Z$), лицо, принимающее решения, должно назначить стратегию организации технологического процесса сборки БА, исходя из экспертно определенных приоритетов важности каждой из технологических операций

Такую стратегию предлагается формировать с помощью оператора L_2 на базе данных второго и третьего уровня.

$$L_2: Z, R, Q, Sp_i \Rightarrow Y,$$

где Y – множество параметров, определяющих стратегию стабилизации операций, согласно важности их параметров, и наиболее соответствующую требованиям к реализации нормативного обеспечения сборки БА (p_i).

В данной работе выражение оператора L_2 рассматривается как имитационная модель надежности СКФС, с вероятностью p_i , определяющей устойчивость технологического процесса сборки БА при стратегии $z_i \in D$. Причем, предполагается, что в расчетах величины p_i должны учитываться весомость влияния человеческого фактора из множества Q .

В целом, оценку эффективности построения технологического процесса сборки БА представим в виде отображения оператором

$$L_3: Y, R, Q, Sp_i \Rightarrow U,$$

где U – множество параметров, характеризующих воздействия на результаты операций в течение технологического цикла сборки БА, упорядоченные по степени предпочтения руководителя программы работ.

Практически в системах стабилизации результатов операций, входящих в технологический цикл сборки, программа, заложенная в средства искусственного интеллекта, сводится к распознаванию образов. Такое распознавание ведется на основе обработки значений параметров множества S и R , определенных в модели (1).

Применение такой модели для стабилизации системы операций в производстве КА позволяет оптимизировать управляемый процесс производства КА, где выделение самонастраивающихся блоков

с сигнальной (пассивной) и параметрической (активной) настройкой определит алгоритм применения средств искусственного интеллекта.

В блоках первой группы эффект самонастройки достигается с помощью компенсирующих сигналов без изменения параметров управляющего устройства. Простейшими из них являются системы с большим коэффициентом усиления и глубокой отрицательной обратной связью.

В этом случае эффект может быть достигнут не только непосредственным повышением коэффициента усиления, но также косвенным путем на основе создания так называемых скользящих режимов в релейных системах и системах с переменной структурой. Такие системы имеют относительно простое конструктивное решение, но приемлемое качество управления обеспечивают лишь в ограниченном диапазоне изменения параметров технологических этапов.

В системах второй группы эффект самонастройки достигается с помощью изменения параметров управляющего устройства. Они более универсальны, чем самонастраивающиеся с сигнальной настройкой, но сложнее в исполнении.

2. Эмпирические особенности стабилизации цифровых технологических процессов производства КА

Традиционно подход к моделированию технологических систем производства уникальных программно-технических средств является чисто эмпирическим, т.е. формируемая модель основана исключительно на экспериментальных данных и практически не использует теоретические закономерности, которые во многом являются обоснованием корректности построения системы технологических операций сборки БА.

Примером такой модели может служить нелинейная авторегрессия с внешними входами *NARX* (*Nonlinear Auto Regressive network with Xogeneous inputs*), реализуемая в виде рекуррентной слоистой нейронной сети с элементами задержки (*TDL – Time Delay Line*) на ее входах [5]. Она построена на динамическом отображении стратегии z_t , описываемом разностным уравнением вида:

$$y_i(t) = f(y_i(t-1), y_i(t-2), \dots, y_i(t-N_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-N_u)), \quad (2)$$

где в момент времени t выходной сигнал $y_i(t) \in Y$ вычисляется на основе значений для последовательности предшествующих моментов времени $(y_i(t-1), y_i(t-2), \dots, y_i(t-N_y))$, а также значений входного (управляющего) сигнала $u(t) \in U$, где значения $(u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-N_u))$ являются внешними по отношению к *NARX*-модели.

Удобным способом реализации *NARX*-модели является использование многослойной сети прямого распространения персептронного типа для приближенного представления отображения $f(\bullet)$ в выражении (2), а также линии задержки элементов для получения значений $(y_i(t-1), y_i(t-2), \dots, y_i(t-N_y))$ и $(u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-N_u))$.

Применительно к задаче моделирования процесса стабилизации результатов технологических операций нейросетевую реализацию *NARX*-модели предлагается рассматривать как двухслойную сеть, в которой активационные функции скрытого слоя являются нелинейными (сигмойды), а выходного слоя – линейными.

Существенным аспектом в обеспечении точности расчетов, требуемых заказчиком, является стабилизация результатов операций при оптимизации технологического процесса сборки БА. При этом, важна репрезентативность набора данных, характеризующего работу моделируемой системы операций производства БА на всей области контроля параметров и скоростей изменения данных [6].

Практика использования эмпирических нейросетевых (НС) моделей показала, что их точность далеко не всегда удовлетворяет предъявляемым требованиям. В данной работе для повышения адекватности таких моделей предлагается использовать известные теоретические закономерности. Например, с помощью предлагаемой модели цифровое производство КА предлагается описывать в виде системы обыкновенных дифференциальных уравнений [7].

Однако, в практических расчетах типична ситуация, когда физика внешних воздействий и прогнозируемые изменения параметров орбиты являются неопределенными. Расчеты уравнений динамики таких параметров могут давать высокую погрешность. Поэтому в работе с НС-моделью, полученной на основе теоретических закономерностей, требуется эмпирически устранять факторы неопределенности.

В качестве инструмента для такого устранения предлагается введение цифрового двойника. Согласно выражению (1) для НС-модели в данной работе использован полуэмпирический механизм [1], применительно к данной задаче построенный в виде этапов:

- анализ множества допустимых стратегий (D), определяющих порядок производства КА, и данных о технологических характеристиках;
- оценка адекватности сформированной модели (1), при необходимости выдвижение гипотез о путях повышения точности расчетов;
- преобразование контролируемой системы стабилизации технологических процессов с непрерывным временем в систему с дискретным временем согласно динамическому отображению стратегии z_i , описываемом уравнением (2);
- формирование нейросетевого представления данных в соответствии с полученной системой с дискретным временем;
- обучение нейросетевой модели; оценку точности, обученной нейросетевой модели и ее корректировка [8].

Обеспечение требуемой заказчиком адекватности управления с помощью модели цифрового двойника. В качестве имитатора реакции БА предлагается принять определенные экспертно величину временного интервала и шага дискретизации по времени. Такая обучающая выборка может использоваться при формировании как эмпирической, так и полуэмпирической модели. При обучении на этой выборке предлагается использовать систему *Matlab* для сетей в форме *LDDN (Layered Digital Dynamic Networks)* с алгоритмом Левенберга-Марквардта по критерию среднеквадратической ошибки модели. Матрица Якоби вычисляется по алгоритму *RTRL (Real-Time Recurrent Learning)* [9].

Поэтому для формируемой НС-модели обучающие значения характеристик СКФС предлагается получать с помощью специальных тестовых воздействий на процессы производства КА. В работе [10] показано, что применительно к рассматриваемому классу задач наиболее эффективным является использование полигармонического возбуждающего сигнала. Формируемая полуэмпирическая модель СКФС базируется на двух настраиваемых НС-модулях:

- описывающих нелинейные зависимости значений коэффициентов цифрового двойника;
- описывающих отклонения в работе при стабилизации процессов производства КА.

Эти зависимости подлежат регулярной корректировке на основе экспериментальных данных для наблюдаемых переменных, характеризующих производство КА в целом.

Важной особенностью практического использования предлагаемых механизмов является учет специфичности характеристик каждого КА. Поэтому весьма актуальной является унификация методов и алгоритмов интеллектуальной обработки неструктурированных данных, например, с помощью таких программных продуктов как *ABBYY Flexi Capture*, *IBM Watson*, *SPSS Statistics*.

В целом, применительно к работе в условиях цифрового производства, предлагаются принципы:

1. *Гармонизация сложности элементов системы.* В соответствии с законом необходимого разнообразия сложность элементов технологической линии, характеризуемая числом количества выполняемых функций, должна быть гармонизирована с объемом данных, позволяющих поддерживать ее живучесть при внешних воздействиях. Следовательно, система, обеспечивающая обработку неограниченного множества данных, должна быть открытой.

2. *Гармонизация расчета надежности технологической линии со сложностью выполняемых функций.* Для обеспечения адекватности расчета ВБР технологической линии требуется специализированное информационное обеспечение, позволяющее учитывать параметры, требуемые для расчета ее надежности. Такая специализация обусловлена применением принципа гармонизации сложности элементов системы, подразумевающим учет наличия большого количества программно-технических средств, обеспечивающих функциональную надежность технологической линии.

3. *Гармонизация локальности данных, обрабатываемых на ядре, на котором они хранятся, с алгоритмами сборки функциональных блоков, проводимой на разных площадках.* В случаях, когда сборка функциональных блоков, проводится на разных площадках (в разных организациях), требуется рассмотрение больших распределенных систем, в которых базы знаний также являются распределенными. Если данные физически находятся на одном сервере, а обрабатываются на другом – расходы на передачу данных могут превысить расходы на саму обработку, в этой связи в проектировании баз знаний определяется важность принципа гармонизации расчета надежности технологической линии со сложностью выполняемых функций данных, обрабатываемых на ядре, на котором они хранятся.

Можно полагать, что названные принципы во многом определяют работу современных средств с цифровыми технологиями. Эффективность использования данного положения видна на примере модели распределенной обработки данных *MapReduce*, используемой для параллельных вычислений над очень большими данными, вплоть до нескольких петабайт с наборами в компьютерных кластерах [11]. Например, цифровая обработка сигналов и естественного языка; машинное обучение, нейронные

сети и сетевой анализ; распознавание образов; прогнозная аналитика; имитационное моделирование с использованием интерактивных возможностей в качестве исходных данных для дальнейшего анализа и др.

С точки зрения формирования технологических линий в совокупность подходов и инструментов изначально включались средства параллельной обработки неопределенно структурированных данных, прежде всего, системами управления базами данных категории *NoSQL*, алгоритмами *MapReduce* и реализующими их программными каркасами и библиотеками проекта *Hadoop* [12]. Использование предлагаемых моделей показало, что к технологиям цифрового производства возможно относить информационно-технологические решения, обеспечивающие сходные по характеристикам алгоритмы обработки сверхбольших массивов данных.

3. Заключение

Показанные возможности нейросетевой поддержки принятия решений в построении технологий сборки БА при цифровой трансформации предприятий в формате ее социально-кибер-физической самоорганизации определяют рациональность тенденций формирования инвестиций в развитие этой научно-технической сферы.

Предлагаемая модель может явиться действенным механизмом организации производства сложных программно-технических систем, основанном на координации решений при формировании связей между вычислительными, техническими и людскими ресурсами. Такой подход предполагает проведение контроллинга, использующего системы с базами знаний, структурированными по сферам применения. Интеллектуальность этих систем позволяет идентифицировать, интерпретировать и формировать адекватную реакцию организационных механизмов производства КА на динамически развивающиеся влияния внешних факторов, поддерживая работу в заданном коридоре значений параметров.

Анализ работы с трехуровневой моделью позволяет сделать вывод, что методы полуэмпирического нейросетевого моделирования, сочетающие знания и опыт из соответствующей предметной области с методами обучения НС-сетей, являются перспективным инструментом, потенциально пригодным для решения сложных задач моделирования и идентификации не только для стабилизации процессов производства КА, но и для других видов нелинейных управляемых динамических систем.

В дальнейшем, при создании «информационных пространств знаний», такой подход позволит минимизировать участие человека в принятии решений об обеспечении устойчивости технологических процессов создания сложных программно-технических комплексов.

Литература

1. *Evgeniy V. Yurkevich, Iraida A. Stepanovskaya and Lidia N. Kryukova* Mechanisms of information support for the digital transformation of space complexes based on the concept of socio-cyber-physical self-organization // 5th International Scientific Conference on Intelligent Information Technologies for Industry (ITI 2021, Sochi) / Lecture Notes in Networks and Systems. Cham: Springer. – 2022. – Vol. 330. – P. 629–37.
2. Указ Президента РФ от 7 мая 2024 г. № 309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года».
3. *Evgeny Yurkevich, Lidia Kryukova* Normative Aspects of Unification of Means of Ensuring Functional Reliability of Technological System // Proceedings of the 17-th International Conference Management of Large-Scale System Development (MLSD). – М.: IEEE, 2024. – P. 1–5.
4. *Макаров Л.В.* Задачи внедрения системы поддержки принятия решений для управления технологическим процессом общей сборки и испытаний космического аппарата // XXIII научно-техническая конференция ученых и специалистов ПАО «Энергия». Сборник тезисов XXIII научно-технической конференции молодых ученых и специалистов ПАО «Энергия», 2024. – С. 576–578.
5. *Егорчев М.В., Козлов Д.С., Тюменцев Ю.В., Чернышев А.В.* Нейросетевые полэмпирические модели управляемых динамических систем // Вестник информационных и компьютерных технологий. – 2013. – № 9. – С. 3–10.
6. *Хайкин С.* Нейронные сети: Полный курс: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
7. *Dreyfus G.* Neural networks: Methodology and applications. – Berlin ao.: Springer, 2005. – 515 p.
8. *Юркевич Е.В., Полетыкин А.Г., Промыслов В.Г., Степановская И.А., Крюкова Л.Н.* Виртуализация инжиниринга процессов управления стойкостью космического аппарата к электрофизическим воздействиям. – М.: ИПУ РАН, 2018. – 168 с.
9. *Nguyen L.T., Ogburn M.E., Gilbert W.P., Kibler K.S., Brown P.W., Deal P.L.* Simulator study of stall/post-stall characteristics of a fighter airplane with relaxed longitudinal static stability. – NASA TP-1538, Dec. 1979. – 223 p.
10. *Klein V., Morelli E.A.* Aircraft system identification: Theory and practice. – Reston, VA: AIAA, 2006. – 498 p.

11. *Krivopalov D. M., Yurkevich E. V., Kryukova L. N.* Intellectual system of knowledge acquisition for assessing the reliability of complex software and hardware //XXV International Conference «Reliability and Quality» (NiKA)/Penza, Penza Technical University. 2020. – P. 134-137.
12. *Юркевич Е.В., Романчева Н.И.* Оценка существенности взаимосвязей характеристик киберсоциальной системы // Труды Международного симпозиума «Надежность и качество», Пензенский государственный университет. – 2016. – Т. 1. – С. 59–62.