

Интеллектуализация контроля и диагностики электронных приборов на основе нейронных сетей

С. П. Орлов¹, Р. В. Гирин²

Самарский государственный технический университет

¹orlovsp1946@gmail.com, ²romangirin@gmail.com

Аннотация. В докладе рассматривается интеллектуальная автоматизированная система управления испытаниями электронных приборов, предназначенных для функционирования в сложных условиях. Описана структура управляющей системы, в состав которой входят система поддержки принятия решений, интеллектуальные измерительные каналы, система управления режимами испытаний. Рассмотрен комплекс контролируемых параметров приборов. Показана эффективность совместного анализа электрических параметров и теплового состояния электронного прибора. Предложено использовать гибридную модель, включающую искусственные нейронные сети для анализа термограмм приборов и их электрических параметров, а также авторегрессионную модель распознавания шаблонов (паттернов) во временных рядах. Обучение нейронной сети проводится с использованием математических моделей температурного поля приборов, соответствующих неработоспособным техническим состояниям. Проведены экспериментальные исследования по обучению нейронных сетей и распознаванию отказов в электронных приборах.

Ключевые слова: техническая диагностика; интеллектуальные измерительные системы; экспертные системы; нейронная сеть; авторегрессионная модель; инфракрасная термография

I. ВВЕДЕНИЕ

Повышение надежности электронных приборов авиационной и космической техники неразрывно связано с повышением качества их испытаний не только на этапе изготовления, но и комплексных испытаниях изделий в целом. Проблема контроля приборов в процессе эксплуатации ставит задачу создания информационно-измерительных управляющих систем, использующих интеллектуальные технологии [1–3].

В таких системах решается задача распознавания дефектов, отказов и предаварийных состояний по совокупности признаков и с использованием предыстории испытаний.

Как показывает анализ существующих средств технической диагностики электронных приборов, эффективным является метод инфракрасной термографии в сочетании с встроенными средствами контроля электрических и других параметров [4–6].

При определении работоспособности приборов существует проблема описания математическими моделями объектов испытаний, измерительных ситуаций из-за нечеткости информации, появляющейся в условиях неопределенности, при воздействии дестабилизирующих факторов [7]. Эту проблему предлагается решить на основе интеллектуализации информационно-измерительных систем, позволяющих осуществлять интеллектуальные процедуры принятия решений по выбору оптимальных параметров измерений в зависимости от измерительной ситуации, оптимизацию процедур в соответствии с выбранными критериями – оперативность и точность измерений [8].

II. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ ИСПЫТАНИЯМИ ЭЛЕКТРОННЫХ ПРИБОРОВ

Авторами разработана концепция интеллектуализации информационно-измерительных систем, заключающаяся в следующем:

- развитие и использование системы поддержки принятия решений, дополненной сведениями о поведении приборов при воздействии внешних факторов;
- создание базы знаний с использованием знаний пользователей – специалистов и экспертов в рассматриваемой предметной области.

На основе системного подхода к анализу производственного процесса испытаний электронных приборов для космических аппаратов было построено дерево целей (рис. 1). Оно охватывает весь цикл наземных испытаний радиоэлектронной аппаратуры.

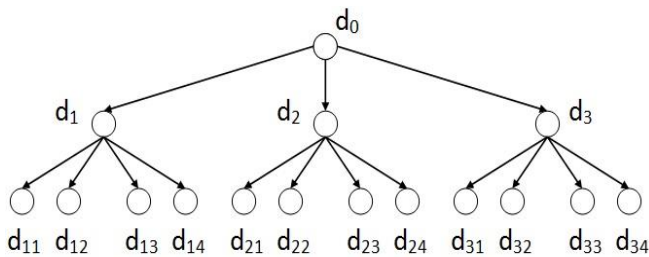


Рис. 1. Дерево целей испытаний электронного прибора

На рис. 1 представлены следующие цели испытаний:

- d_0 – испытания на работоспособность приборов и прогнозирование отказов;
- d_1 – общие испытания: d_{11} – технический осмотр; d_{12} – проверка сопротивления изоляции; d_{13} – проверка сопротивления цепей; d_{14} – проверка электрической мощности;
- d_2 – функциональные испытания: d_{21} – d_{23} – испытания на нагрев, срабатывание и на коммуникационную способность; d_{24} – ресурсные испытания;
- d_3 – испытания на устойчивость к внешним воздействиям: d_{31} – испытания электротермотренировки приборов; d_{32} – d_{34} – климатические, вибрационные и радиационные испытания.

На основе приведенного дерева целей построена структура интеллектуальной автоматизированной системы управления испытаниями электронных приборов (ИАСУ ИЭП), которая представлена на рис. 2.

В состав ИАСУ ИЭП входят следующие компоненты:

- информационно-измерительная управляющая система ИИУС с интеллектуальными измерительными каналами;
- система поддержки принятия решений СППР, содержащая базу знаний, интеллектуальную гибридную модель ИГМ и экспертную систему ЭС;
- система управления режимами испытаний электронных приборов ЭП.

На верхнем уровне находятся база данных БД и модули АСУ ТП.

Функционирование системы предполагает использование априорных и апостериорных знаний, математических моделей, представляющих знания в системе, обеспечение измерительного ресурса аппаратных и программных модулей.

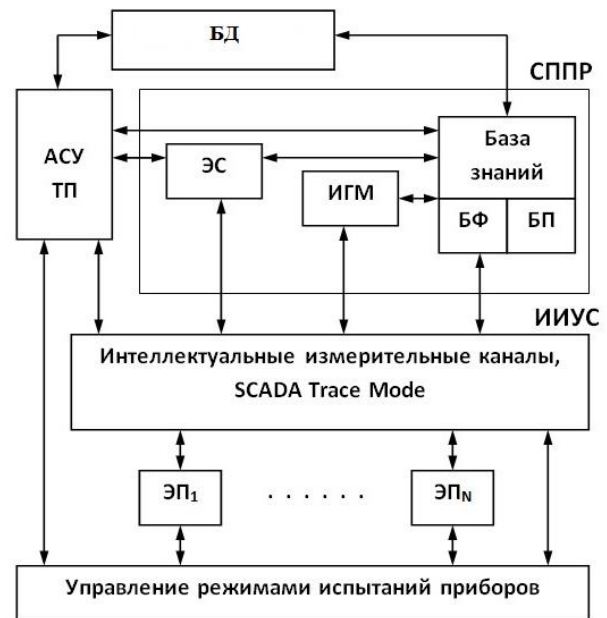


Рис. 2. Интеллектуальная автоматизированная система управления испытаниями электронных приборов

В описанной системе с помощью интеллектуальных технологий решается задача прогнозирования процесса развития дефектов в приборах. Для этого в БД хранится история результатов всех предыдущих испытаний приборов заданного типа. Это не только численные данные о параметрах прибора в процессе испытаний, но и образы термограмм, привязанные к этому множеству. Совокупность таких данных образует многомерный массив когнитивных образов.

Использование методов анализа когнитивных образов, предложенного в работах [9, 10] позволяет выявить скрытую информацию о тенденции развития отказов в испытываемом электронном приборе.

В состав интеллектуальных измерительных каналов входят тепловизор, датчики параметров режимов испытаний и микроконтроллеры, обрабатывающие измерительные сигналы от датчиков встроенной системы контроля электронных приборов в испытываемом агрегате.

III. ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ ДИАГНОСТИКИ ПРИБОРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ

Основываясь на методике, предложенной в работе [11], получены математические модели двумерного температурного поля прибора: $Q_j = F_j(x, y)$, где $j \in J$; J – индексное множество технических состояний, соответствующих различным дефектам и отказам.

Разработанные математические модели теплового состояния испытываемых приборов и история предыдущих испытаний используются для формирования базы фактов БФ и базы правил БП, являющихся компонентами базы знаний. Экспертная система с прямым логическим выводом на продукционных правилах работает с использованием базы знаний [12, 13].

А. Гибридная модель

Основная проблема связана с тем, что одному виду термограммы могут соответствовать математические модели различных дефектов. Чтобы дифференцировать эти состояния дополнительно вводится образ электрических параметров прибора, который строится на основе измерений встроенными средствами контроля.

Для решения этой задачи разработан блок ИГМ, обеспечивающий интеллектуальный анализ данных (рис. 3). Он представляет собой гибридную систему из двух искусственных нейронных сетей ИНС 1, ИНС 2 [14, 15] и авторегрессионной модели прогнозирования EMMSP (Extrapolation model on most similar pattern) [16].

Подход к созданию гибридных интеллектуальных систем в настоящее время активно развивается [17–19]. Его преимущество в том, что в зависимости от условий и режимов функционирования анализируемого объекта выполняется адаптация гибридной модели. Например, в предлагаемой системе сеть ИНС 1 выполняет сравнительный анализ измеренных термограмм и математических моделей температурного поля приборов [4]. Сеть ИНС 2 обрабатывает образ электрического состояния прибора, а затем происходит совместный анализ и диагностика технического состояния электронного прибора. Модель EMMSP используется для экстраполяции данных о тепловом поведении прибора во времени при изменении внешних воздействующих факторов, приводящих к отказу прибора. Это позволяет в реальном времени при проведении испытаний сделать прогноз о работоспособности прибора.

В. Искусственные нейронные сети

Основная компонента гибридной модели – это широко применяемая конволюционная ИНС 1. Она состоит из нескольких конволюционных слоев, объединенных в сеть прямого прохождения сигнала. На вход ИНС 1 подается растровое изображение термограммы. Выходной сигнал V_1 этой ветви формируется последним конволюционным слоем. После конволюционных слоев следует полносвязный слой с многосверточной функцией активации.

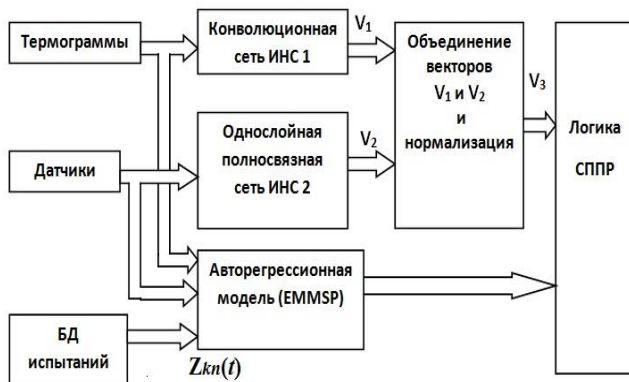


Рис. 3. Интеллектуальная гибридная модель

Для учета сигнала дополнительных датчиков приборов в гибридную модель ИГМ введена ИНС 2, которая

представляет собой полносвязный слой нейронов. На ее вход подается вектор данных, полученных от встроенных датчиков системы контроля электронного прибора. Вектор выходного сигнала V_2 этого слоя объединяется с вектором V_1 выходного сигнала последнего конволюционного слоя ИНС 1, и полученный объединенный вектор V_3 передается на вход слоя, выполняющего нелинейную или двустадийную линейную нормализацию [20].

На этом слое, являющемся выходным слоем для всей ИГМ, выполняется категоризация неисправности контролируемого блока.

С. Авторегрессионная модель EMMSP

Наличие в системе базы знаний и нейронных сетей дает возможность провести анализ временных рядов, накопленных в процессе предыдущих испытаний приборов. Это важно, особенно при обнаружении отказов при определенных сочетаниях внешних факторов. В этом случае актуально выявление в процессе испытаний временного паттерна параметров прибора, совпадающего с неким «предаврийным» временным паттерном.

Пусть электронный прибор имеет N контролируемых параметров, причем одним из них является температура в критической точке поверхности прибора, а другие – электрические параметры. Во время предыдущих K циклов испытаний было получено множество временных рядов $Z_{kn}(t)$, $k=1, 2, \dots, K$; $n=1, 2, \dots, N$, которые хранятся в БД испытаний.

При прогнозировании с помощью модели EMMSP рассматривается временной ряд

$$Z_{kn}^M = Z_{kn}^M(t), Z_{kn}^M(t+1), \dots, Z_{kn}^M(t),$$

лежащий внутри исходного временного ряда.

Параметр M – это длина выборки с момента начала отсчета t , при этом $M \in \{1, 2, \dots, T\}$, $t \in \{1, 2, \dots, T-M+1\}$, T – период наблюдения.

Задача прогноза состоит в том, чтобы найти в известных временных рядах участки изменений температуры и электрических параметров, предшествующих аварийному состоянию или отказу испытываемого электронного прибора.

Подобие двух выборок выражается в том, что одна выборка связана с другой выборкой линейной зависимостью:

$$Z_t^M = \alpha_1 Z_{t-l}^M + \alpha_2 \mathbf{I}^M + \mathbf{E}^M,$$

где Z_t^M – векторное обозначение выборки с параметром M , l – параметр временной задержки между выборками: $l \in \{1, 2, \dots, t-1\}$, α_1 и α_2 – коэффициенты, \mathbf{I}^M – единичный вектор, \mathbf{E}^M – вектор значений ошибок аппроксимации.

Эти функции реализуются в блоке «Авторегрессионная модель (EMMSP)» интеллектуальной гибридной модели (рис. 3).

IV. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Проверка работоспособности нейронных сетей и адекватности предложенных математических моделей проводилась в процессе испытаний фоточувствительной матрицы на ПЗС (ФМПЗС) для оптико-электронного преобразователя системы дистанционного зондирования Земли [5, 11]. Обучение нейронных сетей проводилось на множестве временных рядов измерений при испытаниях приборов, полученных в течение пяти лет. При этом авторегрессионная модель выбирает подобные временные отрезки. Далее нейронная сеть может анализировать термограммы, соответствующие этим периодам.

Были разработаны математические модели тепловых состояний ФМПЗС для наиболее часто встречающихся дефектов:

- отсутствие управляющих сигналов во входных цепях ФМПЗС;
- повышенное напряжение управляющих сигналов;
- пониженная частота входных управляющих сигналов;
- повреждение проводника, соединяющего фоточувствительную область с контактной площадкой схемы.

Выполнено формирование базы фактов, и разработка базы правил принятия решений о наличии дефектов или отказов электронного прибора ФМПЗС. В результате проведенных экспериментов была получена вероятность распознавания неработоспособных состояний прибора в пределах 0,85–0,9.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предлагаемый подход к задаче контроля и диагностики электронных приборов, позволяет обнаруживать их неисправности в реальном времени как в процессе испытаний, так и в штатном режиме. Применение искусственных нейронных сетей, авторегрессионной модели и базы знаний перспективно для решения задачи прогнозирования работоспособности приборов по термограммам в процессе эксплуатации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

[1] Советов Б.Я., Цехановский В.В., Чертовский В.Д. Интеллектуальные системы и технологии. М.: Издательский центр «Академия», 2013. 320 с.

[2] Селиванова З.М. Интеллектуализация информационно-измерительных систем неразрушающего контроля теплофизических свойств твердых материалов. М.: «Машиностроение-1», 2006. 184 с.

[3] Башмаков А.И., Башмаков И.А. Интеллектуальные информационные технологии. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. 304 с.

[4] Orlov S.P., Vasilchenko A.N. Intelligent measuring system for testing and failure analysis of electronic devices//2016 XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements, 2016. V.1. P. 401-403.

[5] Ахполова Е.А., Орлов С.П. Техническая диагностика оптико-электронного преобразователя системы дистанционного зондирования Земли//Вестник Волжского университета им. Татищева. 2015. № 2(24). С. 63-71.

[6] Кофанов Ю.Н., Сотникова С.Ю., Тихонов А.Н., Увайсов С.У. Комплексная электротепломеханическая диагностическая модель электронного средства // Информационные технологии в проектировании и производстве. Москва: Издательство «Научно-технический центр оборонного комплекса «Компас». 2014. № 4(156). С. 50-55.

[7] Уткин Л.В. Анализ риска и принятие решений при неполной информации. СПб: Наука, 2007. 404 с.

[8] Недосекин Д.Д., Прокопчина С.В., Чернявский Е.А. Информационные технологии интеллектуализации измерительных процессов. Л.: Энергоатомиздат, 1995. 389 с.

[9] Gorokhov V.L., Evdokimov V.A., Vitkovsky V.V. Cognitive multidimensional data vizualization in analyzing and decision support systems // The 3rd International conference on cognitive science (abstract volume 1). Moscow, 2008. 55 p.

[10] Горохов В.Л., Витковский В.В., Холодняк Д.В. Практика анализа научных метафор на основе когнитивных образов многомерных данных// Труды XX международной конференции по мягким вычислениям и измерениям, SCM' 2017. СПб: Изд-во СПбГТЭУ «ЛЭТИ», 2017. С. 427-429.

[11] Ахполова Е.А. Информационно-измерительная система для контроля оптико-электронного преобразователя по тепловой картине ПЗС-матрицы: автореф. дис. канд. техн. наук. Пенза, 2016. 21 с.

[12] Самойлова Е.М. Построение экспертной системы поддержки принятия решения как интеллектуальной составляющей системы мониторинга технологического процесса // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Машиностроение, материаловедение. 2016. Т. 18. № 2. С. 128-142.

[13] Giarratano J.C., Reilly G.D. Expert systems: Principles and Programming. Four Edition. Thomson Course Technology, 2005. 842 p.

[14] Haykin S. Neural networks. A Comprehensive Foundation. Second Edition. Prentice Hall, 1999. 842 p.

[15] Norvig P, Russell S. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Edition: 3rd, Pearson, 2010. 1109 p.

[16] Чучуева И.А. Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобия // Информационные технологии. 2010. № 12. С.43-47.

[17] Lam D., Swane D. A hybrid expert system and neural network aproach for environment application // Proc. of ICESD. Bangkok. 1994. Proceedings of the International Conference on Expert Systems for Development (ICED'94), Asian Institute of Technology, Bangkok, Thailand, 1994. P. 298-303.

[18] Колесников А.В. Гибридные интеллектуальные системы: теория и технология разработки. СПб: Изд-во СПб ГТУ, 2001. 711 с.

[19] Artamonov Y.S. Prediction of Cluster System Load Using Artificial Neural Networks // Proceedings of the International Conference Information Technjlogy and Nanotechnology.(Samara, Russia, August 28 – September 01, 2017. CEUR Workshop Preceedings. 2017. P. 59-63.

[20] Гирин Р.В., Орлов С.П. Двухстадийная нормализация выходных сигналов искусственных нейронных сетей // Вестник Самарского гос. тех. ун-та. Серия «Технические науки». 2017. № 4(56). С. 7-16.