

На правах рукописи



Колесникова Светлана Ивановна

**ПРОБЛЕМНО-ОРИЕНТИРОВАННЫЕ МОДЕЛИ
РАСПОЗНАВАНИЯ И ОЦЕНИВАНИЯ СОСТОЯНИЙ
СЛОЖНЫХ ОБЪЕКТОВ**

05.13.01 – Системный анализ, управление и
обработка информации (в отраслях информатики,
вычислительной техники и автоматизации)

Автореферат диссертации
на соискание ученой степени доктора технических наук

Томск – 2011

Работа выполнена в ГОУ ВПО «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» и ГОУ ВПО «Национальный исследовательский Томский политехнический университет»

Научный консультант:

доктор технических наук,
профессор

Букреев Виктор Григорьевич

Официальные оппоненты:

доктор технических наук,
профессор, заслуженный деятель
науки и техники РФ

Колесников Анатолий Аркадьевич

доктор технических наук,
профессор

Массель Людмила Васильевна

доктор технических наук,
профессор

Смагин Валерий Иванович

Ведущая организация:

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН (СПИИРАН) (г. Санкт-Петербург)

Защита состоится:

«15» сентября 2011 г. в 10.30 на заседании диссертационного совета Д 212.267.12 при Томском государственном университете по адресу: 634050, г. Томск, пр. Ленина, 36, ауд. 212б.

С диссертацией можно ознакомиться:

В научной библиотеке Томского государственного университета по адресу: 634050, г. Томск, пр. Ленина, 34.

Автореферат разослан:

« »

2011 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
к.ф.-м.н., доцент



П.Ф.Тарасенко

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность проблемы. Проблема оценки текущего состояния сложных объектов (технических, экологических, геофизических и пр.), аналитическое описание которых неполно, или невозможно в силу нелинейности и стохастичности характеристик является весьма актуальной, несмотря на большое число публикаций по этому вопросу. На практике большинство процессов, сопровождающих функционирование плохо формализуемых сложных динамических объектов (СДО) являются нестационарными, нелинейными и порождают следующие классы актуальных задач распознавания состояний сложных объектов: 1) мониторинг характера образования и развития нежелательных (потенциально опасных, катастрофических) состояний объекта в реальном времени (в оборудовании нефтегазовой отрасли и геодинамических процессах); 2) построение оценки состояния объекта или системы, находящейся в режиме управления (реконструкция координат в системах без измерительных датчиков); 3) управление в структурно сложных системах, являющихся нелинейными, многомерными и многосвязными, в которых протекают неустойчивые переходные процессы (экологические системы). Задачи поиска закономерностей процессов в СДО во многом практически недоступны для классических методов (Н.Н.Моисеев, И.Р.Пригожин, И.Стенгерс).

Исторически процедуры оценивания состояний сложных объектов основаны, главным образом, на методах моделирования сложных систем (Я.З. Цыпкин, Н.П. Бусленко и др.); теории анализа, обработки и оценивания сигнальной информации (Л. Льюнг и многие др.); методах технической диагностики (Ю.С. Попков, В.В. Клюев и др.); методах анализа и прогнозирования временных рядов (Дж.Бокс, Г.Дженкинс, С.W.Granger, Ю.Б.Михайлов, Ю.Н.Орлов, В.В.Конев, Г.М.Кошкин, С.Э.Воробейчиков, В.Н.Афанасьев, М.М.Юзбашев и многие др.); методах нелинейной динамики и синергетики (П.Л.Капица, С.П.Курдюмов, Г.Г.Малинецкий, Г.Хакен и многие др.) и распознавания образов (Ю.И.Журавлев, Н.Г.Загоруйко, И.Б.Гуревич, В.Л.Матросов, К.В.Рудаков, В.Н.Вапник, А.Я.Червоненкис, А.Г.Ивахненко, В.В.Рязанов, К.Фу, Л.А.Растргин, Дж.Ту, Р.Гонсалес, В.Б.Кудрявцев, К.В.Воронцов и многие другие ученые).

Известно, что нелинейность модели сложных объектов вкупе с размерностью и присутствием немоделируемой динамики является серьезным препятствием для применения известных подходов к управлению (А.А.Красовский, А.Л.Фрадков, К.S.Narendra, J.Balakrishnan, A.Isidori, В.Н.Афанасьев, Х.К.Халил, А.В.Тимофеев, А.И.Рубан, В.И.Смагин, И.Ю.Тюкин, В.А.Терехов и многие другие ученые). В этой связи возрас-

тает интерес к теории инвариантности, восходящей к работам Г.В.Щипанова, Н.Н.Лузина, В.С.Кулебакина, Б.Н.Петрова и представленной в современных методах нелинейной адаптации на многообразиях (А.А. Колесников, А. Astolfi, R. Ortega и других ученых).

Современные исследования распознавания состояний сложных объектов связаны с именами Ю.И. Неймарка (автоматизация огрубленного численного исследования динамических систем на основе методов распознавания образов и статистического моделирования), Т.П. Грызловой (распознавание последовательности состояний сложного источника, как чередование и наложение характерных последовательностей сигналов), Р.М. Юсупова, Б.В. Соколова, М.Ю. Охтилева (управление состояниями сложных технических объектов на основе полимодельного многокритериального описания) и многими другими учеными.

Направление, связанное с применением алгебраического подхода к решению некорректных задач, развитого Ю.И. Журавлевым¹, К.В. Рудаковым² и их научными школами, является основным при автоматическом построении алгоритмов для распознавания нежелательных ситуаций (предаварийных) динамических систем и развивается в трудах ВЦ РАН как исследование и апробация проблемно-ориентированной теории выделения тренда в конечных плоских конфигурациях³, в основе которой лежит идея разметки точек ряда аксиомами (правилами). Выбор аксиом является ключевой проблемой (ручная подборка для длинных стохастических временных рядов (СВР) – задача весьма трудоемкая и вряд ли разрешимая за конечное время с приемлемым качеством). В настоящее время формализованный подход к разметке СВР отсутствует (известны отдельные эвристические решения с использованием нейросетей и генетических алгоритмов).

Дальнейшее развитие исследований СДО возможно на основе построения проблемно-ориентированных моделей синтеза корректных процедур распознавания и оценивания состояний, создание которых предполагает выполнение условий: *а)* способ построения ориентирован на конкретную проблемную ситуацию принятия решения и заданную прецедентную информацию; *б)* сформулирована система задач распознавания, отражающая структуру объекта исследования и дающая основу для поэтапного построения проблемно-ориентированных теорий:

¹Журавлев Ю.И. Корректные алгебры над множествами некорректных (эвристических) алгоритмов. I-III//Кибернетика. 1977. № 4. С. 5-17, 1977. № 6. С. 21-27, 1978. № 2. С. 35-43.

²Журавлев Ю.И., Рудаков К.В. Об алгебраической коррекции процедур обработки (преобразования) информации//Проблемы прикладной математики и информатики. 1987. С.187-198.

³Рудаков К.В., Чехович Ю.В. Алгебраический подход к проблеме синтеза обучаемых алгоритмов выделения трендов //Доклады РАН. 2003. Т. 388. № 1.С. 33-36.

I) создание абстрактной модели предметной области (анализ связей между входной и выходной информацией), выяснение условий разрешимости и регулярности поставленных задач; II) выбор моделей алгоритмов и корректирующих операций для конструирования корректных (безошибочных на прецедентах) алгоритмических композиций, используемых для распознавания состояний СДО, оценивания неизмеряемых входов-выходов сложного объекта, а также моделирования возможных состояний объекта путём подачи на модель информации об изменениях входных величин.

Несмотря на развитость перечисленных математических и информационных подходов, существует ряд нерешенных проблем, связанных с особенностями нелинейных и нестационарных СДО: а) большой процент ошибок при использовании в задачах обнаружения предвестников зарождающихся «опасных» состояний (дефектов, разрушений), связанный с тем, что разброс величин измеряемых параметров превышает изменения, характерные для появления контролируемых состояний; б) проблема моделирования нестационарных рядов в настоящее время в теоретическом плане не разрешена, а в практическом - производится «подгонкой» и не всегда успешно; в) нейросетевые методы, логические методы и методы нечеткой логики позволяют строить более точные модели в условиях ограниченного набора обучающих данных, но при этом характеризуются относительной сложностью практической реализации, высокими требованиями к ресурсам ЭВМ, ограничениями применимости в реальном времени для СДО с нелинейным описанием и измерительными шумами.

В этой связи разработка информационных моделей и сопровождающих их методов с вычислительно реализуемыми алгоритмами, позволяющих строить достаточно точные описания сложных объектов и процессов в условиях малых выборок с целью распознавания и оценивания состояний СДО, является по-прежнему весьма актуальной.

Объект и предмет исследования. Объектами исследования являются нелинейные динамические объекты с неполным описанием (дифференциальные и разностные уравнения с частью неизвестных переменных, стохастические временные ряды с неизвестной детерминированной составляющей). Предметом исследования являются математические модели и методы автоматизированного выявления закономерностей в данных и знаниях с целью синтеза корректных алгоритмов распознавания и оценивания состояний СДО в реальном времени.

В диссертационной работе поставлена важная **научно-техническая проблема** построения проблемно-ориентированной теории синтеза корректных процедур автоматизированного распознавания и оценивания состояний сложных плохо формализуемых динамических объектов.

Цель работы. Математическое и алгоритмическое обеспечение синтеза проблемно-ориентированных моделей автоматизированной обработки информации для повышения качества распознавания и оценивания состояний сложных объектов в системах управления и мониторинга.

Для достижения цели необходимо:

1) формализовать задачу распознавания и оценивания состояний сложных объектов как задачу интеллектуального анализа данных (выявления закономерностей) в стохастических временных рядах, сопровождающих функционирование плохо формализуемого объекта;

2) решить задачу выделения тренда стохастического ряда в виде последовательности (нелинейных) трендов на основе развития теории выделения тренда в конечных плоских конфигурациях с теоретико-множественными ограничениями;

3) формализовать и решить задачу ранжирования динамических наборов альтернатив (алгоритмов) на множестве метрических критериев (показателей качества алгоритмов) с целью создания корректных алгоритмических композиций;

4) формализовать и решить задачу выбора и оценивания признаков в тестовом распознавании состояний сложных объектов;

5) обосновать применение алгебраического подхода к построению корректных моделей процедур решений задач пп. 2)-4): а) выделить конкретную проблемную ситуацию принятия решения и задать прецедентную информацию; б) сформулировать задачи распознавания образов; в) установить критерии разрешимости и регулярности задач; г) выбрать модели алгоритмов распознавания объектов и корректирующих операций; д) построить корректные алгоритмические композиции;

6) создать метод скользящей реконструкции стохастического временного ряда для оценивания состояний объектов в реальном времени;

7) создать математическое и алгоритмическое обеспечение программной системы для решения задачи распознавания состояний сложных объектов в реальном времени;

8) разработать подход к управлению динамическим объектом с неполным аналитическим описанием и сконструировать пример системы управления сложным объектом на основе совмещения алгоритмов распознавания и оценивания состояний объекта и теории аналитического конструирования агрегированных регуляторов (АКАР⁴);

9) построить алгоритм наблюдения неизвестных параметров (возмущений) сложного объекта управления;

⁴ Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза. – М.: Едиториал УРСС, 2005. – 230 с.

10) апробировать разработанные модели выявления закономерностей в первичном описании сложных динамических объектов на решении прикладных задач: синтез системы управления нелинейным электромеханическим объектом (ЭМО) с наблюдением неизмеряемых координат и неизвестных возмущений; мониторинг сложных объектов; предсказание неизвестных значений непрерывных атрибутов в базах данных; обнаружение предвестников нежелательных состояний геофизических и экологических объектов.

Методы исследования. При решении поставленных задач использовались методы теории распознавания образов (алгебраический подход к синтезу корректных процедур обработки информации на базе эвристических алгоритмов), методы теорий вероятностей, информации и математической статистики, формализма мультимножеств, теории принятия решений и многокритериального оценивания, теории дифференциальных уравнений. Для моделирования и программной реализации алгоритмов использовались приложения Matlab/Simulink, методы программирования в средах разработки C++ Builder и C Sharp.

Научную новизну составляют:

1) проблемно-ориентированная модель выделения тренда стохастического временного ряда, включающая метод разметки стохастического ряда аксиомами на основе функций (классов) с определенными свойствами и ее теоретическое обоснование;

2) проблемно-ориентированная модель нелинейной модификации метода парных сравнений динамических наборов альтернатив (методов, алгоритмов), используемая для корректирующих операций в алгоритмических композициях и многокритериальном оценивании признаков сложных объектов;

3) теоретическое обоснование метода нелинейной скаляризации критериальных оценок, обеспечивающего парето-оптимальный выбор альтернатив на множестве метрических критериев и выполнение аксиомы независимости К.Дж.Эрроу о неизменности предпочтений при введении дополнительных альтернатив;

4) проблемно-ориентированная модель выявления закономерностей в описании данных и знаний для тестового распознавания состояний сложных объектов, включающая метод определения весовых коэффициентов взаимозависимых признаков и тестов, основанный на формализме мультимножеств и введенных мерах их относительной важности;

5) подход и реализующий его метод синтеза системы управления сложным объектом с неполным аналитическим описанием на базе совмещения техники конструирования регуляторов на многообразиях

АКАР и корректных алгоритмов распознавания состояний сложных динамических объектов;

б) метод скользящей аппроксимации стохастического временного ряда для оценивания состояний сложных объектов в реальном времени и основанный на нем метод наблюдения неизмеряемых состояний динамических объектов без априорного задания аналитического описания (координат, параметров) как развитие теории асимптотических наблюдателей на многообразиях.

Практическая ценность работы заключается в разработке алгоритмического обеспечения интеллектуальной системы IReDSS [6, 41] для качественного распознавания и оценивания состояний СДО и применении полученных теоретических результатов для эффективного решения ряда прикладных задач [4,7,9,10,19,21].

Достоверность и обоснованность полученных результатов подтверждается математическим обоснованием разработанных моделей в виде утверждений, лемм, теорем; корректной постановкой экспериментов и их обработкой; качественным и количественным соответствием теоретических исследований и экспериментальных данных, полученных как самим автором, так и другими исследователями, а также практическим применением результатов исследований.

Реализация и внедрение результатов работы. Результаты диссертационной работы легли в основу математического обеспечения программного комплекса IReDSS (www.redss.ru); системы обработки данных геофизических явлений [42], используемой в исследовательских работах лаборатории института неразрушающего контроля ТПУ (г.Томск); баз данных «Торфяные ресурсы», «Химия торфов» [38, 39]; программы моделирования процессов в асинхронном электроприводе с робастным регулятором частоты вращения двигателя [43]. Разработанные модели системы управления с наблюдателем неизвестных координат и возмущений интегрированы в программное обеспечение оборудования, выпускаемого ООО «ЭлеТим» (г. Томск); имеется свидетельство на полезную модель «Система управления с распознаванием образов динамических состояний стохастического объекта» [40]. Модель разметки [13,15] и многокритериального оценивания динамических наборов альтернатив [7,11,14] положена в основу методик, использованных в практике планирования закупок и учета заказов предприятия ООО «Класс Вуд» и в практику мониторинга, контроля и оценивания объектов технического надзора предприятия ООО «Агентство контроля над Вашим строительством» (г. Москва). Метод оценивания весовых коэффициентов взаимо-

зависимых признаков и тестов [2,3,17,21] внедрен в ИИС ИМСЛОГ лаборатории интеллектуальных систем ТГАСУ (г.Томск);

Результаты исследований внедрены в учебный процесс подготовки бакалавров и магистров кафедры экономической математики, информатики и статистики ТУСУР (курсы «Распознавание образов», «Компьютерные технологии в науке и образовании», «Базы данных», «Управление данными», «Системный анализ», «Принятие решений», «Теория вероятностей и математическая статистика») и являлись предметами исследований ряда магистерских диссертаций.

Основные положения, выносимые на защиту:

1) модель выделения тренда стохастического временного ряда и ее теоретическое обоснование:

- описание класса задач и объектов распознавания;
- определение локальных систем аксиом разметки стохастического ряда и условий их полноты и однозначности;
- выбор критериев оптимальности системы окрестностей, обеспечивающей разрешимость задачи разметки стохастического ряда;
- определение критерия асимптотической регулярности задачи разметки и способа ее регуляризации;
- определение признаков сложных динамических объектов на основе разметок состояний и их значимости для построения корректной процедуры распознавания состояний объектов;
- обоснование выбора семейств корректирующих операций и построение композиций алгоритмов;

2) модель ранжирования динамических наборов альтернатив (методов, алгоритмов) на множестве метрических критериев (показателей качества), обеспечивающая: а) парето-оптимальный выбор «наилучших» альтернатив; б) выполнение аксиомы независимости К.Дж.Эрроу; теоретическое обоснование модели;

3) модель выявления закономерностей в описании данных и знаний для тестового распознавания состояний сложных динамических объектов, включающая метод оценивания информативности взаимозависимых признаков состояний;

4) метод скользящей реконструкции стохастического временного ряда (выделения последовательности трендов на основе модели разметки), позволяющий оценивать состояние объекта в реальном времени с целью построения алгоритмов наблюдения неизвестных координат и управления объектом с неполным аналитическим описанием;

5) математическое и алгоритмическое обеспечение интеллектуальной системы IReDSS для распознавания и оценивания состояний сложных объектов с целью управления и мониторинга;

6) подход к построению экспертно-аналитической системы управления сложным динамическим объектом (с неполным аналитическим описанием) на основе совмещения проблемно-ориентированной технологии построения корректных алгоритмов, метода АКАР и реконструкции координат объекта с апробацией соответствующих алгоритмов на электромеханическом объекте с нелинейным описанием;

7) алгоритм наблюдения неизвестных параметров и возмущений сложного объекта управления на основе совмещения техники построения асимптотического наблюдателя на многообразиях и метода оценивания состояний сложного объекта в реальном времени;

8) решения прикладных задач: управление нелинейным электромеханическим объектом с применением апостериорной информации и построением наблюдателя для неизмеряемых координат и возмущений; диагностирование и прогнозирование экологических объектов; предсказание неизвестных значений непрерывных атрибутов в базах данных; выявление закономерностей (разладки) в базе данных результатов электромагнитных и акустических измерений геофизических процессов.

Апробация работы. Результаты работы докладывались на конференциях и научных семинарах: всероссийская конференция «Математические методы распознавания образов» ММРО-11, Москва, 2003; ММРО-13, Ленингр. обл., г. Зеленогорск, 2007; международные конференции: «Интеллектуализация обработки информации» ИОИ-4, Симферополь, 2004; 7th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies, PRIA-7, St. Petersburg, 2004; PRIA-9, Nizhni Novgorod, 2008; «Информационные технологии в науке, образовании, телекоммуникации, бизнесе», IT+S&E`05, Украина, Крым, Ялта–Гурзуф, 2005, IT+S&E`09, 2009; «Системный анализ и информационные технологии» Переславль-Залесский, САИТ-2005; Обнинск, САИТ-2007; Звенигород, САИТ-2009; «Интеллектуальные системы», «Интеллектуальные САПР» Москва AIS-2004, AIS-2006; AIS-2007; AIS-2008, «Цифровая обработка сигналов и ее применение», Москва, DSPA-2009; «Кибернетика и высокие технологии XXI века» С&T-2009, Воронеж, 2009; «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте», Коломна, 2009; «Компьютерные науки и технологии», Белгород, КНИТ-2009; научная сессия МИФИ, Москва, МИФИ-2004; МИФИ-2006; национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием, Москва, КИИ-2004; КИИ-2006; Sixth Joint Confer. on Knowledge-Based Software Engineering, Moscow,

2004; Российско-украинский научный семинар «Интеллектуальный анализ информации», Киев, ИАИ-2004; Киев, ИАИ-2007; International Congress on Mathematical Modeling, Nizhny Novgorod, 2004; Сибирская научная школа-семинар с международным участием «Компьютерная безопасность и криптография», Горно-Алтайск, SIBECRYPT'07, 2007; Тюмень, SIBECRYPT'10, 2010; всероссийская конференция ФАМ-2008, Красноярск, 2008; Российская конференция с международным участием «Новые информационные технологии в исследовании сложных структур», Иркутск, 2004; Томск, 2008, 2010; международные конференции-выставки «Экологические системы, приборы и чистые технологии», «Промышленные АСУ и контроллеры 2010: от А до Я», Москва, 2010; всероссийская научная конференция с участием зарубежных ученых «Математическое и физическое моделирование опасных природных явлений и техногенных катастроф», Томск, 2010; международный симпозиум «Наноматериалы для защиты промышленных и подземных конструкций» и XI Международной конференции «Физика твердого тела» (ФТТ-XI), Усть-Каменогорск, 2010.

Диссертация в полном объеме докладывалась на научно-технических семинарах: СПИИРАН, Санкт-Петербург, 2010, 2011; факультета прикладной математики и кибернетики ТГУ, 2010; энергетического института ТПУ, 2009-2011; кафедры экономической математики, информатики и статистики ТУСУР, Томск, 2009-2011.

Научные исследования поддержаны грантами РФФИ: №04-01-00144-а (2004-2006); №07-01-00452-а (2007-2009); №09-01-99014-р-офи (2009-2010, руководитель); №10-01-00462-а (2010-2011).

Публикации. Результаты выполненных исследований отражены в 68-ми печатных работах, которые включают в себя одну монографию, 15 статей в журналах, рекомендуемых ВАК РФ, 13 статей в рецензируемых журналах, 33 доклада в сборниках научных трудов, 1 свидетельство на полезную модель, 5 авторских свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад автора. Все основные научные результаты, выносимые на защиту и составляющие основное содержание диссертации, получены автором самостоятельно. В работах, опубликованных в соавторстве, личный вклад автора состоит в следующем. В публикациях [1, 5, 6, 9, 13, 23, 24, 31-34] автором сформулированы задачи, определены способы их решения, выбраны методы исследования, получены основные теоретические результаты; в публикациях [2, 12, 17, 18, 25-29, 35-37] автору принадлежат основные теоретические результаты; в работе [40] выполнено теоретическое обоснование свойств заявленной полезной модели; в [38, 39] разработано математическое и программное обеспечение, в работах [41, 42, 43] - матема-

тическое и алгоритмическое обеспечение. Экспериментальные исследования выполнялись под руководством автора, или лично автором.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, шести глав, заключения, списка использованной литературы, включающего 246 наименований. Работа изложена на 332-х страницах, содержит 58 рисунков, 19 таблиц, приложения на 32-х страницах.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обоснована актуальность диссертационной работы, сформулирована цель, поставлены задачи исследования, показана научная новизна и практическая ценность выполненных исследований, представлены основные положения, выносимые на защиту, приведен краткий обзор содержания глав.

Целью **первой главы** диссертации является обзор существующих методов распознавания и оценивания состояний СДО с указанием границ их применимости и обоснование задачи выбора функционального описания ряда данных, порожденных динамикой сложного нелинейного объекта, как плохо формализуемой задачи, для решения которой обосновано применение методов интеллектуального анализа информации.

В *разделе 1.1* даны основные понятия и определения, введение в проблему и постановка задачи. Общая модель СДО задана системой дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= f(t, \mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{v}, \mathbf{u}), \\ \mathbf{y} &= h(t, \mathbf{x}) + \boldsymbol{\xi}(t), \end{aligned} \quad (1)$$

где $\mathbf{x} \in R^n$, $\boldsymbol{\theta} \in R^k$, $\mathbf{v} \in R^s$, $\mathbf{u} \in R^m$, $m < n$, $\mathbf{y} \in R^m$ - векторы состояний, параметров, неизвестных гладких возмущений, управления, выходных переменных (измерений), соответственно; $f(\cdot) \in C(R \times R^n \times R^k \times R^s \times R^m)$, $h(\cdot) \in C(R \times R^n)$ - нелинейные вектор-функции, $\boldsymbol{\xi}(t)$ - независимые случайные величины с нулевым средним и ограниченной дисперсией.

Модели вида (1) в зависимости от уровня доступной априорной информации порождают разные классы описаний СДО: модель (1) известна, $\boldsymbol{\xi}(t)=0$, но неизвестна природа возмущений \mathbf{v} (1-й класс СДО); модель (1) известна с точностью до порядка системы уравнений, $f(\cdot)$, $h(\cdot)$ - неизвестные (нелинейные) вектор-функции (2-й класс СДО); 3-й класс СДО в общем виде имеет описание случайного процесса (временного ряда, сопровождающего функционирование динамического объекта):

$$Z = \{X, Y\} = \{X(t), Y(t), t_0 \leq t \leq T\}, Y(t) = f(X(t)) + \boldsymbol{\xi}(t), t \geq t_0, \quad (2)$$

характеризующего состояние СДО и принимающего значения в произвольном измеримом (фазовом) пространстве (Z, \mathfrak{F}_Z) , где \mathfrak{F}_Z - σ -алгебра

подмножеств пространства Z ; $X(t), Y(t)$ – векторы ненаблюдаемых и наблюдаемых переменных состояния объекта, соответственно; $\xi(t)$ – неизвестный шум с ограниченной дисперсией. Относительно динамики поведения процесса (2) на $[t_0, T]$ выдвинуто $I > 0$ альтернативных гипотез $(\Omega_1, \dots, \Omega_I)$, составляющих полную группу событий и интерпретируемых как классы состояний СДО. Предполагается, что с вероятностью 1 за конечный промежуток времени происходит конечное число изменений состояний СДО и процесс (2) допускает представление:

$$Z(t) = \sum_{i=1}^I Z_i(t) \chi \{t \in [t^{(i-1)}, t^{(i)}]\}, \quad (3)$$

где $\{t^{(i)}\}$ – возрастающая последовательность случайных моментов времени $t^{(i-1)} < t^{(i)}, i = \overline{1, I}$; $Z_i(t)$ – случайный элемент (при фиксированном t) из (Z, \mathfrak{F}_Z) . Наблюдение $Y(t)$ осуществляется в соответствии с дискретным планом $t \in \{t_0, t_1, \dots, t_n\}, t_j = t_0 + j\Delta, \Delta > 0, j = \overline{0, n}$.

В разделе 1.2 дана общая постановка задачи распознавания состояний СДО, заключающаяся, *во-первых*, в выяснении условий разрешимости и регулярности поставленной (некорректной) задачи; *во-вторых*, в построении корректного решающего правила (удовлетворяющего локальным (зависящим от обучающей выборки) и универсальным ограничениям (не зависящим от прецедентов)), относящего наблюдаемый фрагмент реализации случайного процесса $Y(t)$ (2), отрезок фазовой траектории СДО с описанием (1) к одному из образов состояний $\Omega_i, i = \overline{1, I}$ и оценивании его качества в смысле заданных внешних и внутренних критериев; *в-третьих*, в разработке методов применения выявленных закономерностей в апостериорной информации в процессе функционирования СДО для решения прикладных задач: определения сходства СДО, классификации СДО, мониторинга СДО с целью управления, оценивания неизвестных возмущений и параметров. В последнем случае поставлены задачи: а) синтеза регулятора для объектов вида (1), принадлежащих 2-му классу СДО:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= \mathbf{R}(\mathbf{y}, \hat{x}), \\ \mathbf{u} &= \mathbf{u}(\mathbf{y}, \hat{x}), \end{aligned} \quad (4)$$

(\hat{x} – вектор оценки состояния), обеспечивающего асимптотическую устойчивость системы управления (1), (4) в целом с заданным временем переходных процессов в ней; б) синтеза наблюдателя неизмеряемых характеристик и возмущений для 1-го класса СДО.

Даны частные постановки задач, определяемые уровнем и характером доступной априорной информации о динамике сложных объектов.

В разделе 1.3 сделан обзор современных методов и информационных технологий распознавания и оценивания состояний СДО, методов безмодельного управления с указанием условий их применимости.

Во второй главе дана модель и реализующие ее метод и алгоритм выделения тренда СВР, сопровождающего функционирование СДО, как первый шаг к решению задачи распознавания состояний СДО.

В разделе 2.1 формализована задача выделения нелинейного тренда СВР в виде последовательности (нелинейных) трендов.

Пусть L - линейное нормированное пространство всевозможных числовых последовательностей; дан временной ряд y_1, \dots, y_n , y_j , $j = \overline{1, n}$:

$$y_j = x_j + \xi_j, j \geq 0, \quad (5)$$

где x_j - детерминированная составляющая; ξ_j - белый (измерительный) шум, $M\xi_j = 0$, $M\xi_j^2 = \sigma_\xi^2 < \infty$. Предполагается, для i -го фрагмента ряда (5) (интерпретируемого как состояние СДО) процесс описывается моделью:

$$y_j^{(i)} = x_j^{(i)} + \xi_j^{(i)}, j \geq 0, i = \overline{1, I}, \quad (6)$$

где $x_j^{(i)} = f_j^{(i)} = f^{(i)}(j\Delta)$, $\Delta > 0$, $f^{(i)}(t) \in R$ - неизвестная функция.

Задача выделения тренда определяется пятеркой зафиксированных параметров $\Theta_{TS}(\Phi, M, \mu, LS_\mu, \sigma_\xi^2)$, где $\Phi = \{f_k(t), k = \overline{1, n_f}\}$ - множество функциональных зависимостей, метки (символы) которых составляют алфавит $M = \{l_0, l_1, \dots, l_m\}$ разметки СВР; μ - система аксиом (правил разметки); LS_μ - обучающая выборка. Ставится задача классификации: каждой точке ряда у должен быть сопоставлен символ из алфавита M ($l_0 = \text{«не размечено»}$, l_k - метка функции, $l_k \in \{1, \dots, n_f\}$).

Определен стохастический вектор-объект: $\mathbf{Y}^d = ((t_1, y_1), \dots, (t_d, y_d))$, $d \geq 1$, $t_j, y_j \in R$, $\mathbf{Y}_j = (t_j, y_j) \in R^2$, $t_j = j\Delta$, $\Delta > 0$, $d \geq 1$, $t_1 < \dots < t_d$, где y_j удовлетворяет (5).

Определение 1. Объекты $\mathbf{Y}^d = ((t_1, y_1), \dots, (t_d, y_d))$, $\mathbf{Y}'^d = ((t'_1, y'_1), \dots, (t'_d, y'_d))$, $d \geq 0$ названы статистически эквивалентными, если y_d, y'_d удовлетворяют описанию (5) и имеют равные детерминированные составляющие: $x_j(t) = x'_j(t)$, $j = \overline{1, d}$.

Под состоянием СДО будет пониматься набор статистически эквивалентных вектор-объектов, порождаемых динамикой объекта.

Разметки l_1^d, l_2^d определены как эквивалентные ($l_1^d \approx l_2^d$), если число несовпадающих (неразмеченных) позиций меньше порогового значения.

Условие корректности алгоритма A_μ . Задача Θ_{TS} выделения трендов заключается в синтезе такого алгоритма A_μ , что для всех статистически

эквивалентных вектор-объектов из любого поднабора $LS'_\mu \subseteq LS_\mu$ выходом алгоритма A_μ являются эквивалентные разметки.

Для обеспечения разрешимости некорректной задачи выделения тренда СВР решаются вопросы: вопрос локализации аксиом и алгоритмов разметки, поиска оптимальной системы окрестностей; вопрос регуляризации задачи разметки. Решение первого вопроса обеспечивается системой аксиом (правил разметки) $\mu = \{\mu_u\}$, согласно которой каждой точке ряда (t_j, y_j) (объекту) по ее окрестности $\mathbf{O}(Y_{j,j-i+1}) = ((t_i, y_i), \dots, (t_j, y_j))$, $i \in [1, d]$, $j \geq i$ сопоставляется номер функции (класса) $l_m \in M$. Основанием системы аксиом μ является существование однозначного соответствия⁵ между функциями с определенными свойствами и значениями векторов разностных схем (DS-коэффициентов) (рис.1) и статистическая эквивалентность AR-объектов (авторегрессий) и DS-объектов.

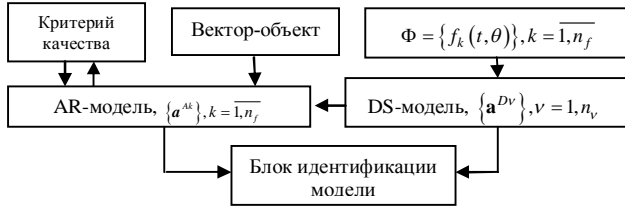


Рис.1. Концептуальная схема разметки СВР в методе ARADS (AutoRegression, Adaptive algorithm, Difference Scheme)

Правила разметки СВР (ARADS). Аксиома $\mu_u = \mu_u(\mathbf{O}(Y_j, d), l^d, \mathbf{a}^{Ak})$ – бинарная функция, задаваемая на одной точке $Y_j = (t_j, y_j)$ с окрестностью $\mathbf{O}(Y_j, d) = ((t_{d-j+1}, y_{d-j+1}), \dots, (t_j, y_j))$ по правилу: точке (t_j, y_j) сопоставляется метка $l_j = f_u$, если в условиях модели (5) имеют место (7), (8):

$$(\mathbf{a}_1^{Ak}, \dots, \mathbf{a}_{p_k}^{Ak}) = \arg \min_{\mathbf{a}^{Ai} \in R^{p_k}} \text{Crt}_\phi(\mathbf{a}^{Ai}, j), \text{Crt}_\phi(\mathbf{a}^{Ai}, j) = \sum_{l \in \{j-d+1, \dots, j\}} \phi \left(\left| y_l - \sum_{o=1}^{p_k} a_o^{Ai} y_{l-o} \right| \right), \quad (7)$$

$$u = \begin{cases} \arg \min_{k=1, n_f} \rho(\mathbf{a}^k, \mathbf{a}^{Ak}), \text{Crt}_\phi(\mathbf{a}^k(p_k), j) < e_{\phi j}, \\ l_0, \text{Crt}_\phi(\mathbf{a}^{Ak}(p_k), j) \geq e_{\phi j}, \end{cases} \quad (8)$$

где ϕ – монотонно возрастающая на $(0, \infty)$ функция, $\phi(0)=0$, $\ddot{\phi}(x) < 0$ $\forall x > 0$, $\sup_{x \in R^+} |x^2 \dot{\phi}(x)| < \infty$; $\rho(\mathbf{a}^k, \mathbf{a}^{Ak}) = \|\mathbf{a}^k - \mathbf{a}^{Ak}\|$, $\mathbf{a}^{Ak} = \mathbf{a}^{Ak}[j, j+d-1]$, \mathbf{a}^k – векторы AR- и DS-коэффициентов, сопоставленные отрезку $[t_j, t_{j+d-1}]$ и

⁵По-видимому, впервые идея о связи AR- и DS-моделей появилась в работах М. Езекиэла, К.Фокса; далее следуют результаты исследований В.К.Семенчуева, А.Н.Тырсына.

функции $f_k(t)$ с дробно-рациональным Z -преобразованием соответствующих последовательностей $\{f_k(j\Delta)\}$, $j \geq 0$, соответственно.

Рассмотрено два варианта систем аксиом: $\mu_1 = \{\mu_u^1\}$, $\mu_2 = \{\mu_u^2\}$, где μ_u^1 - бинарная функция, задаваемая на $d = (i_2 - i_1 + 1)$ точках скользящего окна $[i_1, i_2]$ переменной длины с величиной сдвига, равной размеру предыдущего окна, $\forall j \in [i_1, i_2]$ объект (t_j, y_j) имеет метку $l_j = f_u$; μ_u^2 - бинарная функция, задаваемая на одной точке (t_j, y_j) по ее окрестности $O(Y_j, d)$.

Условия корректности системы аксиом μ выражены в требованиях полноты: $\forall Y_j = (t_j, y_j) \exists \mu' \in \mu: l_j = \mu'$ и однозначности: $\forall Y_j: l_j = \mu', l_j = \mu'' \Rightarrow \mu' = \mu''$ при фиксированной нетривиальной системе окрестностей $\{O(Y_j, d_j)\}$, $j \in [1, d]$.

Теорема 1. Локальные системы аксиом $\mu_1 = \{\mu_u^1\}$, $\mu_2 = \{\mu_u^2\}$ на основе ARADS являются корректными.

Для решения *вопроса регуляризации задачи разметки* наряду с алфавитом $M_\alpha = \{l_1^\alpha, \dots, l_m^\alpha\}$ вводится алфавит M_β как основа регуляризирующей системы аксиом с приоритетами μ^β : аксиома l_B^β выполнима только тогда, когда не выполнимы аксиомы $\{l_j^\alpha, j \notin B\}$: $M_\beta = \{l_B^\beta \mid B \in \mathcal{B} = (B_1, \dots, B_I)\}$, $B_i \subseteq \{1, \dots, m\}$, $i = \overline{1, I}$. Соответствующие алфавитам $M_\alpha \subseteq M_\beta$ системы аксиом μ^α , μ^β и разметки названы $\alpha(\beta)$ -системой и $\alpha(\beta)$ -разметкой. Обоснование способа регуляризации опирается на результаты теории информации (Р. Галлагер, Л.А. Шоломов). Введем следующие условия.

Определение 2. Условие статистической согласованности. $\alpha(\beta)$ -разметки статистически согласованы при выполнении условий:

$$P(l_j^\alpha, l_B^\beta) = P(l_B^\beta) P(l_j^\alpha / l_B^\beta), j \in B; P(l_j^\alpha) = \sum_{B \in \mathcal{B}} P(l_B^\beta) P(l_j^\alpha / l_B^\beta), \forall j = \overline{1, m}. \quad (9)$$

Определение 3. Условие регуляризации. Алгоритм β -разметки при фиксированных алфавитах M_α, M_β назван корректным асимптотическим регуляризатором, если выполнены условия:

$$P(l_B^\beta / l_j^\alpha) = 0, j \notin B; P(l_B^\beta / l_j^\alpha) > 0, j \in B; P(l_B^\beta / l_j^\alpha) > 0, \text{ для } B = \{j\}. \quad (10)$$

Определение 4. Задача разметки Θ_{TS} β -разрешима, если существует корректный (безошибочный на прецедентах) алгоритм β -разметки.

Поставлена задача оценивания распределения $\hat{P}_\alpha = (\hat{p}_{\alpha 1}, \dots, \hat{p}_{\alpha m})$ α -разметки $l^{\alpha n}$ по распределению $P_\beta = (p_{\beta 1}, \dots, p_{\beta l})$ β -разметки $l^{\beta n}$.

Определение 5. Условие асимптотической регулярности. β -разрешимая задача разметки Θ_{TS} является асимптотически регулярной

тогда и только тогда, когда для любого допустимого набора возможных решений, порожденного алгоритмом β -разметки, существует α -разметка, вероятностное распределение которой $P_\alpha = (p_{\alpha_1}, \dots, p_{\alpha_m})$ является единственным, максимизирующим вероятность β -разметки.

Теорема 2. (*Критерий асимптотической регулярности*) Задача разметки Θ_{TS} асимптотически регулярна тогда и только тогда, когда для нее существует корректный алгоритм β -разметки $A_{\mu\beta}$, удовлетворяющий условиям (9), (10).

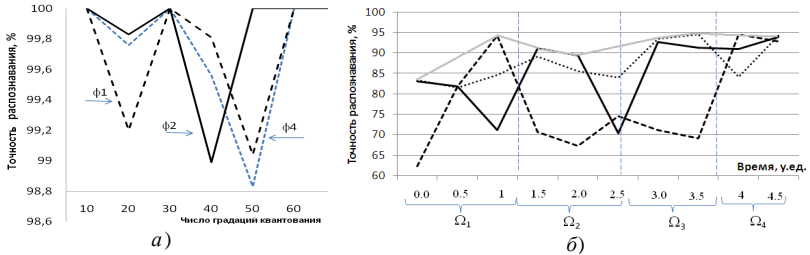


Рис. 2. а) - динамика эффективности алгоритмов распознавания состояний электромеханического объекта (ЭМО) для трех моделей $A_1(\phi, \Phi, \rho)$ при фиксированных Φ, ρ ; б) - графики усредненной точности распознавания 4-х состояний ЭМО тремя базовыми алгоритмами $A_1(\phi, \Phi, \rho)$ при фиксированных ϕ, ρ

В разделе 2.2 сконструирована алгоритмическая композиция (рис. 2) на базе семейства алгоритмов - отображений $\{A_\mu(\phi, \Phi, \rho)\}$, параметризованных множеством функций Φ (основой алфавита M), типом функции ϕ в критерии качества AR-модели (7), нормой (8) линейного пространства ρ (рис. 2) с корректирующими операциями, построенными на основе нелинейной модификации метода анализа иерархий АНР (гл. 3).

В разделе 2.3 дан метод скользящей реконструкции временного ряда (на базе разметки), для решения задачи получения оценки «скрытой» переменной x_n по измерениям $y_n, n \geq 1$ вида (5). Метод реализован следующими положениями: 1) используется идеология скользящего окна, размер и величина сдвига которого зависят от положения на временной оси анализируемого вектор-объекта; 2) дается правило выбора вида функциональной зависимости для каждого окна; 3) модели аппроксимирующих функций могут быть неравными на разных сегментах, а длина временного ряда не ограничена; 4) траектории сшиваются в скользящем режиме: в j -м окне строится новая траектория и подгоняется к построенной в $(j-1)$ -м окне, которая полагается окончательной к моменту начала j -го окна («начальное условие» каждой следующей модели задано) (рис. 3).

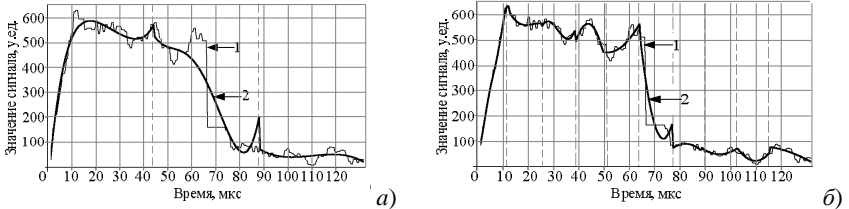


Рис. 3. Скользящая реконструкция реализации переменной состояния ЭМО: а) - по трем отрезкам; б) - по 10 отрезкам (1 - реальные измерения; 2 – кривая аппроксимации)

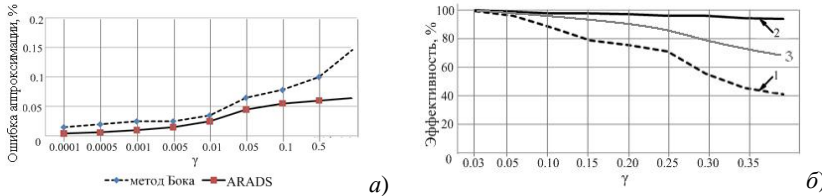


Рис. 4. а) - зависимость погрешности аппроксимации от величины $\gamma = \sigma(\xi)/\sigma(y)$ (шум/полезный сигнал) для методов Бока, ARADS; б) - эффективность распознавания состояний ЭМО при разных уровнях γ на основе алгоритмов генетического (1) и ARADS (2 (нормальный шум), 3 (равномерный шум))

Осуществлено *сравнение с методом Бока*⁶, обладающего особенностями (рис.4 а): отсутствие правила выбора числа сегментов и стартовых догадок относительно начальных условий по каждой переменной; существенное ограничение на длину ряда; принадлежность модельных функций одному классу; аппроксимация требует знания данных всего ряда.

В разделе 2.4 приведены результаты численного моделирования метода разметки временного ряда (рис. 5).

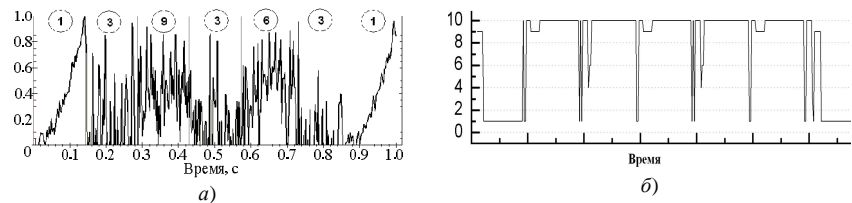


Рис. 5. Модельные ряды: а) размеченный ряд с аддитивным шумом $N(0;0.05)$; в верхней части - номера функций; б) «хронология» размечивания ряда (по оси OY -номера моделей) в скользящем режиме (μ_n^2) для ряда с аддитивным шумом $N(0;0.01)$

В разделе 2.5 даны примеры задач, где метод разметки СВР является существенным для их решения; дано решение прикладной задачи выяв-

⁶ Baake E., Baake M., Bock H.G., and Briggs K.M. Fitting ordinary differential equations to chaotic data // Phys. Rev. A, 1992. - V. 45. - No. 8. - P. 5524–5529.

ления закономерностей в базе данных результатов электромагнитных и акустических измерений геофизических процессов [12, 15, 42].

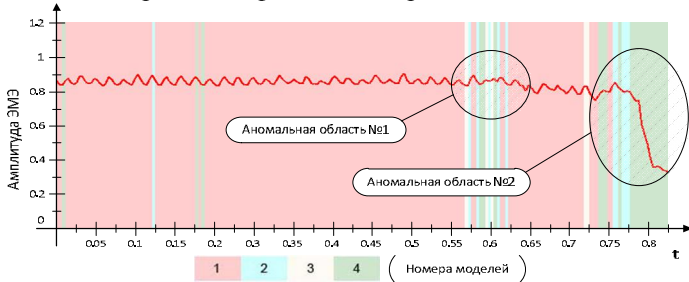


Рис. 6. Сигнал электромагнитной эмиссии геодинамического процесса на частоте 100 кГц с обозначенными экспертом аномальными зонами и разметка ряда для скользящего окна

Результаты экспериментальных исследований (рис. 5, 6) свидетельствуют, что изложенные алгоритмы позволяют уверенно распознавать смену состояний сложных плохо формализуемых объектов при определенном подборе множества функций Φ (основы алфавита разметки M).

В третьей главе содержится теоретическое обоснование нелинейной модификации метода анализа иерархий (АНР, Т. Саати), позволяющей с единой позиции оценивать модели (алгоритмов, признаков) и применять специальную функцию скаляризации критериальных оценок для построения корректных алгоритмических композиций.

В разделе 3.1 приведены нежелательные особенности метода парных сравнений для применения его в качестве корректирующих операций и анализ способов «обхода» недостатков классического метода АНР (работы В.Д.Ногина⁷, Ю.Я.Самохвалова⁸ и других авторов): 1) нарушение аксиомы независимости К.Дж.Эрроу; 2) отсутствие гарантий выбора наилучшей альтернативы на основе линейной свертки критериев.

В разделе 3.2 формализована задача модификации метода АНР на основе проблемно-ориентированной технологии синтеза корректных алгоритмов, обоснованием применения которой является доказательство невозможности существования идеальной системы выбора (К.Дж. Эрроу) и случайность оценок (алгоритмов, признаков) по метрическим критериям (время, качество распознавания состояний СДО).

На этапе I за объект исследования принята матричная модель парных сравнений АНР альтернатив, индуцирующая, как известно⁸, проти-

⁷ Ногин В.Д. Упрощенный вариант метода анализа иерархий на основе нелинейной свертки критериев // ЖВМ и МФ. 2004. Т.44. № 7. С. 1259-1268.

⁸ Самохвалов Ю.Я. Особенности применения метода анализа иерархий при оценке проблем по метрическим критериям // Кибернетика и системный анализ. 2004. № 5. С. 15–19.

воречивые оценки при изменении мощности набора альтернатив с требованиями для матрицы сравнений $\mathbf{A} = \|a_{ij}\|, a_{ij} = w_i w_j^{-1}, i, j = \overline{1, g}$:

$$a) a_{ij} > 0; b) a_{ij} = a_{ji}^{-1}; c) a_{ij} = a_{ik} \cdot a_{kj}, i, j = \overline{1, g}; d) \mathbf{A} \cdot \mathbf{w} = g \cdot \mathbf{w}, \quad (11)$$

g - максимальное собственное значение матрицы \mathbf{A} , $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_g)^T$, $w_i > 0$ - нормированный собственный вектор совместной матрицы \mathbf{A} , соответствующий ее максимальному собственному значению g .

Постановка задачи. Пусть определена задача многокритериального выбора $\Theta_{АНР} = (X, \pi_C, Y, b)$, X - непустое множество допустимых решений-альтернатив, $\pi_C = (\pi_1, \dots, \pi_m)$ - векторный критерий, определенный на множестве X ($m > 1$), $Y = \pi_C(X) \in R^m$ - непустое множество допустимых оценок, $b = \langle \succ \rangle$ - бинарное отношение предпочтения, заданное на R^m . Ставится задача корректной скаляризации векторных оценок альтернатив по набору π_C как задача классификации: каждой альтернативе ставится в соответствие номер ранга (как класса) с числовой характеристикой этого ранга - весовым коэффициентом.

Структурная информация локальная. Набор $LS_C = (X_j, \pi_C(X_j), flag_j)$, прецедентов - совокупность данных в виде множеств X_j допустимых решений-альтернатив, критериальных оценок по всему набору критериев $\pi_C(X_j)$ и рангов альтернатив $flag_j$, соответственно ($j = \overline{1, n}$).

Универсальная структурная информация выражена ограничениями:

U_1 : порядок предпочтений между альтернативами, индуцированный ответами синтезируемого алгоритма определения рангов альтернатив не должен зависеть от частичного изменения набора альтернатив при фиксированном наборе критериев (аксиома независимости К.Дж.Эрроу);

U_2 : существует возможность выбора любой альтернативы из фиксированного набора X максимизацией специальной функции относительного сходства альтернатив.

Определение 6. Метод (алгоритм) ранжирования альтернатив из анализируемого набора назван корректным на множестве критериев C , если имеют место условия U_1, U_2 .

Определение 7. Условия разрешимости и регулярности задачи ранжирования альтернатив. Задача $\Theta_{АНР} = (X, \pi_C, Y, b)$ определена как разрешимая тогда и только тогда, когда выполнено условие U_2 для заданной прецедентной информации при фиксированных наборах X, π_C .

Определение 8. Функция скаляризации критериев является подходящей, если оценивание альтернатив на ее основе обеспечивает выполнение требований - универсальных ограничений U_1, U_2 .

Примеры нарушений условий U_1, U_2 : 1) выбор точки x_1 на основе $F_1(x) = \sum c_i \pi_i(x)$ в наборе $X=(x_1=(7,15), x_2=(10,10), x_3=(5,20))$ невозможно⁷ (нарушение U_2) ни при каком векторе c ; 2) при добавлении в набор $X'=(x'_1=(1,4), x'_2=(2,1))$ точки $x'_3=(1/3,8)$ для двух равновесных критериев из $w=(0.567,0.433)$, индуцирующих предпочтение $x_1 \succ x_2$, согласно линейной свертке оценок $F_1(x)$ вектор $w'=(0.304,0.338,0.358)$, или $x_2 \succ x_1$ (нарушение U_1); 3) для функций $F_2(x) = \left(\prod c_i \pi_i(x)\right)^{1/m}$, $F_3(x) = \min_{i=1,m} c_i \pi_i(x)$ гарантировано выполнение только условия U_2 (теорема Ю.Б.Гермейера) в предположении $\forall i = \overline{1,m}, \pi_i > 0, c_i > 0$.

Теорема 3. Функция скаляризации критериев в методе АНР не является подходящей.

Определение 9. Задача $\Theta_{АНР}$ определена как регулярная тогда и только тогда, когда выполнены свойства U_1, U_2 для любого подмножества $X \subseteq X$ при фиксированном множестве критериев π_c .

Из регулярности задачи $\Theta_{АНР}$ следует ее разрешимость (существование корректного алгоритма, приводящего к непротиворечивому решению задачи ранжирования для заданной прецедентной информации, или к выполнению свойства U_2).

Теорема 4 (критерий регулярности задачи $\Theta_{АНР}$). Задача $\Theta_{АНР}$ является регулярной тогда и только тогда, когда существует подходящая функция скаляризации критериев.

Определение 10. Метод ранжирования альтернатив $x \in X$ на основе функции $F(x)$ скаляризации весовых коэффициентов $w_x^s = \pi_s(x)$, $s = \overline{1,m}$ альтернатив $x \in X$, полученных в классическом методе АНР:

$$\begin{aligned} F(w(x)) &= g^{-1} \sum_{j=1}^g w_{xj}(x) = g^{-1} \sum_{j=1}^g \sum_{s=1}^m c_s w_{xj}^s(x) = g^{-1} \sum_{s=1}^m c_s \sum_{j=1}^g w_{xj}^s(x) = \\ &= g^{-1} \sum_{s=1}^m c_s \varphi_s(w_x^s), \quad \varphi_s(w_x^s) = \sum_{j=1}^g w_{xj}^s(x), \quad w_{xj}^s(x) = \frac{w_x^s}{w_x^s + w_j^s}, \end{aligned} \quad (12)$$

назовем модификацией метода АНР и будем обозначать АНР+.

Теорема 5. Функция $F(x)$ (12) является подходящей.

На этапе II в качестве семейства алгоритмов ранжирования альтернатив приняты алгоритмы, выдающие частные ответы в виде собственных векторов мультипликативных матриц парных сравнений (параметризованных критериями в классической модели АНР); функция (12) использована для корректирующих операций.

Из теорем 4,5 следуют практически важные свойства АНР+.

Утверждение 1. Пусть заданы множества (наборы, тесты) признаков $Z_1 = \{z_1, \dots, z_{g-1}\}$ и $Z_2 = \{z_1, \dots, z_{g-1}, z_g\}$ ($Z_1 \subset Z_2$). Бинарные отношения (предпочтения) $z_i b_1 z_j$, $z_i b_2 z_j$, $z_i, z_j \in Z_1 \subset Z_2, i \neq j$, индуцированные на множествах Z_1 и Z_2 посредством применения классической процедуры АНР, в общем случае не совпадают; предпочтения, индуцированные посредством применения классической процедуры АНР на множестве Z_1 и модифицированной процедуры АНР+ на множестве Z_2 , совпадают.

Применение АНР+ для построения алгоритмических композиций. На основе АНР+ введен критерий качества синтезируемой композиции моделей распознавания состояний сложных объектов с регуляризацией возможной несовместности матрицы парных сравнений:

$$J_a = \sum_t \left(\left(\sum_{j=1}^{k_a} w_{aj}(t) a_j(t) - i(t) \right)^2 + \lambda \left(w_{aj}(t) - w_j^0(t) \right)^2 \right), \quad (13)$$

где $a_j(t)$, $w_{aj}(t)$, $w_j^0(t)$ - ответ j -го алгоритма в момент t , весовой коэффициент алгоритма по методу АНР+ и весовой коэффициент по регуляризованной матрице A_{reg} , соответственно; $i(t)$ - номер состояния сложного объекта в момент t ; λ - штраф за отклонение весовых коэффициентов (компонентов собственных векторов матриц парных сравнений), вычисленных по фактическим оценкам j -го алгоритма и по регуляризованной матрице A_{reg} размерности $k_a \times k_a$, соответственно. Приведены способы корректной регуляризации матрицы A_{reg} .

В четвертой главе представлена модель выявления закономерностей в наборе прецедентов типа «разметка-состояние сложного объекта» для тестового распознавания разметок. Синтез корректного алгоритма определения весовых коэффициентов взаимозависимых признаков и тестов основан на проблемно-ориентированной технологии, формализме мультимножеств (А.Б. Петровский), модификации АНР+ (гл. 3).

Признаки $z_i, z_j \in Z, i \neq j$ названы зависимыми, если имеется хотя бы одна пара объектов из разных образов, различаемая этими признаками.

На этапе I построения модели распознавания разметок определены классы задач с обучающей выборкой видов: 1) набор статистически эквивалентных вектор-объектов, порождаемых динамикой сложного объекта в разных состояниях (разных динамических объектов); 2) набор размеченных вектор-объектов в соответствии с правилами разметки 1, 2 с признаками - типами кривых; 3) набор взаимозависимых показателей, характеризующих разные состояния сложного объекта управления в условиях малых выборок.

Множество начальных информации: разметки как вектор-объекты, сопоставленные разным состояниям сложного объекта (гл. 2).

Множество финальных информации: – значения весовых коэффициентов признаков, тестов, решающих правил для отнесения вектор-объекта к образу состояния сложного объекта (классу объектов).

Структурная информация локальная. Обучающая выборка представлена в виде $LS_T=(\mathbf{Q}, \mathbf{R}, \mathbf{T})$: матрица \mathbf{Q} типа «объект-признак», матрица-столбец классификаций \mathbf{R} объектов, сопоставленных строкам \mathbf{Q} ; матрица \mathbf{T} тупиковых тестов.

Структурная информация универсальная - ограничения U_1, U_2 .

Определение 11. Метод (алгоритм) оценивания весовых коэффициентов признаков назван корректным на множестве метрических критериев C , если выполнены условия: 1) при изменении множества сравниваемых признаков $Z' \subset Z$ (добавлении дополнительного признака, удалении признака) порядок предпочтений между признаками, индуцируемый методом оценивания, не изменится; 2) наибольшее значение весового коэффициента имеет признак тогда и только тогда, когда он входит в парето-оптимальное множество $P_\pi(Z)$; 3) весовые коэффициенты, найденные по синтезируемому методу, доставляют экстремум определенному критерию качества на обучающей выборке. При выполнении только свойств 1) и 2), метод (алгоритм) назван почти корректным.

На этапе II представлено описание метода оценивания весовых коэффициентов признаков, названного МАНР (от Multisets and ANP+), данные и знания в котором представлены в виде мультимножества с элементами в виде пар $u = (i, j) \in P_m$ «объект-объект» из разных образов, различных признаком z_m : $P_m = \{k_{p_m}(u) \bullet u \mid u \in U, k_{p_m}(u) \in Z_+\}$. Величины $|P_m| = \sum_{p_m} k_{p_m}(u)$, $|P_m| = \sum_{p_m} \chi_{p_m}(u)$ - мощность мультимножества и размерность мультимножества ($\chi_{p_m}(u) = 1$ при $u \in P_m$, и $\chi_{p_m}(u) = 0$ при $u \notin P_m$), соответственно. Метод состоит из трех этапов, на каждом из которых формируется матрица парных сравнений $A^s = \|\rho_{ij}^s\|$ признаков z_m , входящих в отдельный тест $\{z_{i_1}, z_{i_2}, \dots, z_{i_g}\}$, ($i_m \in \{1, \dots, M\}$, g - число признаков в тесте) на основе определенной меры относительной важности признака i над признаком j , в качестве которой поэтапно выбираются величины:

$$\rho_{ij}^1 = \frac{|P_i|}{|P_j|}; \rho_{ij}^2 = \frac{\delta(|P_i - P_j|)}{\delta(|P_j - P_i|)}; \rho_{ij}^3 = \frac{\delta(|P_i - P_j|)}{\delta(|P_j - P_i|)}, \quad (14)$$

где $|P_i|$, $|P_j|$ – мощность и размерность i -го мультимножества, соответственно, $P_i - P_j$ – разность мультимножеств, сопоставленных признакам $z_i, z_j \in Z, i \neq j$, функция $\delta(x) = x$, если $x \neq 0$, и $\delta(x) = 1$, иначе. Компоненты вектора W^{MH} , результата скаляризации нормализованных оценок $W_s^{MH}, s=1,2,3$ главных собственных векторов матриц сравнений A^s – итоговые значения весовых коэффициентов признаков, входящих в тест (верхний индекс указывает на название МАНР).

Свойства метода МАНР и сравнение с существующими методами.

Утверждение 2. Меры относительной важности признаков (14) обладают свойствами: $\rho_{ij}^s > 0, \rho_{ij}^s = (\rho_{ji}^s)^{-1}, \forall s=1,3, i, j, l=1, g; \rho_{ij}^1 = \rho_{il}^1 \cdot \rho_{lj}^1$; справедливость свойства транзитивности матрицы сравнений (11) с) для $\rho_{ij}^s, s=2,3$ в общем случае не гарантирована $\rho_{ij}^s \neq \rho_{ik}^s \cdot \rho_{kj}^s, s=2,3$.

Из утверждения 2 следует, что нахождение весовых коэффициентов признаков и тестов на основе метода МАНР будет некорректным при использовании мер $\rho_{ij}^s, s=2,3$ без дополнительной регуляризации синтезируемого метода (алгоритма). С этой целью введен критерий качества определения весовых коэффициентов признаков:

$$J_{wct} = \sum_{v \in \Omega} (G(Y, v) - 1)^2 + \lambda_{wct} \sum_{Z' \in T} (w_{Z'} - w_{regZ'}^0)^2, \quad (15)$$

где $G(Y, v)$ – оценка принадлежности распознаваемого объекта Y образу $v \subset \Omega = (\Omega_1, \dots, \Omega_l)$ вида⁹:

$$G(Y, v) = (|V_v|)^{-1} \sum_{Y_l \in v} \sum_{Z' \in T} \gamma_l w_{Z'} B(Y, Y_l, Z'), \quad (16)$$

$w_{Z'}, w_{regZ'}^0$ – весовые коэффициенты теста Z' по методу МАНР и по регуляризованной матрице A_{reg} , соответственно; коэффициент λ_{wct} – штраф за отклонение весового коэффициента теста от весового коэффициента, полученного на основе A_{reg} , $\dim(A_{reg}) = k_r \times k_r$, k_r – мощность теста Z' ; вопрос о способе регуляризации решается в разделе 4.3.

Установлена методологически и практически важная связь между ранее полученной формулой комбинаторного типа (А.Е.Янковская) как численного показателя качества характеристического признака (соответствующий весовой коэффициент обозначен W^{CA}) и оценкой главного собственного вектора, полученной на первом этапе метода МАНР.

⁹Баскакова Л.В., Журавлёв Ю.И. Модель распознающих алгоритмов с представительными наборами и системами опорных множеств // ЖВМиМФ. 1981. Т. 21. №5. С. 1264-1275.

Теорема 6. Метод МАНР оценивания весовых коэффициентов признаков с мерой относительной важности признака i над признаком j , равной $a_{ij} = \rho_{ij}^1$, является почти корректным, а нормализованная оценка $W_1^{MH} = (w_{1,i_1}^{MH}, \dots, w_{1,i_k}^{MH})$ главного собственного вектора матрицы сравнений признаков на 1-м этапе МАНР (с мерой относительной важности ρ_{ij}^1 (14)) совпадает с нормализованным вектором W^{CA} .

Обозначим МАНР^{reg} - метод определения весовых коэффициентов признаков на основе формализма мультимножеств и АНР+ с регуляризацией матрицы парных сравнений.

В разделе 4.3 построены композиции алгоритмов для принятия итогового решения о состоянии сложного объекта с семействами корректирующих операций двух типов: на основе регуляризации матрицы парных сравнений и критерия (15) для оптимального определения весовых коэффициентов алгоритмов; на основе определения условной степени близости исследуемого объекта к i -му образу для каждого метода (алгоритма) оценивания весовых коэффициентов признаков (рис. 7).

Для регуляризации матрицы парных сравнений A_{reg} используется понятие базисных наборов элементов, первоначально введенное В.Д.Ногиным и используемое здесь в следующем виде.

Определение 12. Набор элементов $B_k^0 = \{a_{ij}^0, i, j \in U_A\}$, U_A – множество пар (i, j) индексов, $|U_A|=k-1$, назван базисным тогда и только тогда, когда элементы матрицы сравнений $\{a_{ij}, i, j \in U_A\}$ однозначно определяются на основе свойства транзитивности (11) с) и элементов набора B_k^0 , а получаемая при этом матрица A_{reg} удовлетворяет свойствам 11.

Качество распознавания состояний, %

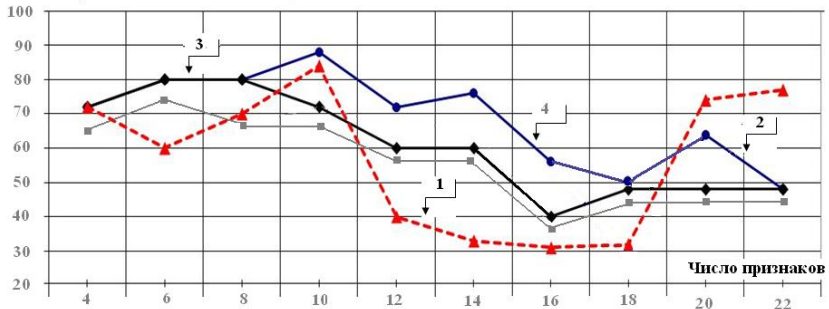


Рис. 7. Динамика качества распознавания состояний четырех методов: 1 – МАНР (этап 2), 2 - метод СА, 3 – МАНР, 4 - МАНР^{reg} на скользящем контроле

Утверждение 3. Метод регуляризации матрицы сравнений на основе мер относительной важности (14), функции (12) и базисных наборов, является корректным (в смысле выполнения ограничений U_1, U_2).

В разделе 4.4 рассмотрен сравнительный пример определения весовых коэффициентов признаков и тестов по основным методам, обзор которых сделан в [2] с построением алгоритмических композиций (рис. 7).

В пятой главе представлена информационная модель ИИС IReDSS (рис. 8) с целью осуществления тестирования методов и алгоритмов распознавания и оценивания состояний СДО, динамика которого сопровождается временным рядом с нелинейным трендом.

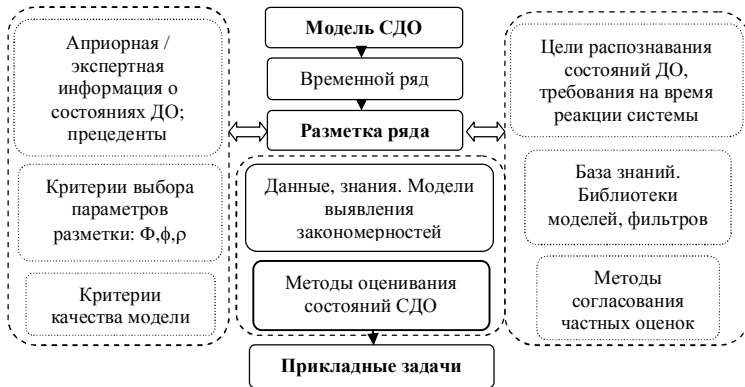


Рис. 8. Схема информационного взаимодействия моделирования сложного динамического объекта и системы распознавания его состояний

Математическое базовое обеспечение программной системы IReDSS составляют: модель разметки стохастических рядов (гл. 2); метод АНР+ как основа нелинейных корректирующих операций (гл. 3); модель выявления закономерностей в тестовом методе распознавания разметок (гл. 4); модель оценки качества алгоритмов и обучающей выборки на основе теории вероятностей и теории информации (гл. 5).

В разделе 5.1 сделан анализ современного состояния интеллектуальных систем для распознавания состояний СДО и базовые принципы их построения (по работам В.Н.Вагина, Г.С.Поспелова, В.Ф.Хорошевского, Д.А.Поспелова, Г.В.Рыбиной, Г.С.Осипова, Э.В.Попова, А.И.Яковлева, О.И.Ларичева, А.Е.Янковской, Л.В.Массель и многих других ученых).

В разделе 5.2 описано математическое обеспечение ИИС IReDSS.

В разделе 5.3 исследована возможность применения вероятностной модели пересечения процессом криволинейной границы (А.А.Новиков) для оценивания качества процедуры распознавания с целью оптималь-

ного соотношения «число признаков – число объектов» на обучающей выборке статистического характера (рис. 9).

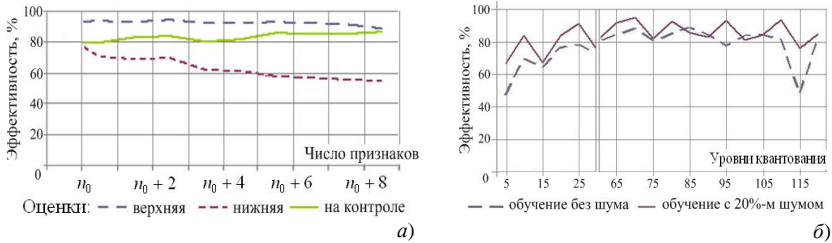


Рис. 9. а) - оценки надежности распознавания состояний; б) - вариации точности распознавания по одной реализации 20%-го шума

Показано, что если для вероятностей p_{ji} распознавания объекта $O_j = \{a_1^j, \dots, a_n^j\}$, $j = \overline{1, m}$ признаком $z_i, i = \overline{1, n}$ выполняются условия лемм 1,2 [33], то имеют место оценки¹⁰ для вероятностного распределения величины τ - минимально необходимого числа признаков, обеспечивающих заданный уровень доли правильно распознанных объектов из контрольной выборки $R_n = P(\tau > n)$:

$$R_n \leq c_1 \exp\{-c_2 k (c^{-1/2} S_{2n}) + c_3 S_{1n}\}, \quad R_n \geq \exp\{-c_4 (\alpha^2 + kc S_{2n}) - c_5 S_{1n}\},$$

где $S_{1n} = \sum_{i=1}^n v_i, S_{2n} = \sum_{j=1}^n \sigma_j^2, v_i = (q_0 m - v_i) / \sigma_i^2, k = (q_0 m)^{-2}$; величины $c_i, i = \overline{1, 5}$,

не зависят от $n (n \geq n_0 \geq 1)$ и являются известными функциями от величин $(\alpha, p, q, c), \alpha \leq 1/16, 1/p + 1/q = 1, p > 1, c > 1$.

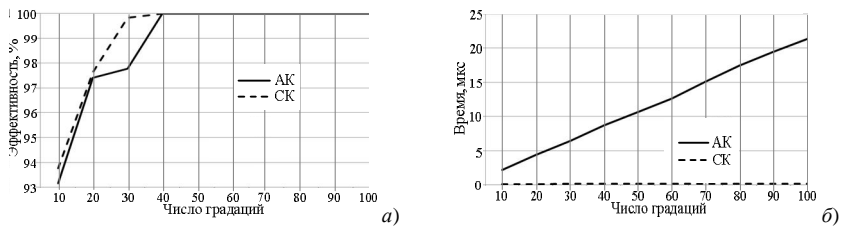


Рис. 10. а) - точность распознавания в зависимости от уровня квантования; б) - время распознавания (мкс, для 10^4 объектов, без учета времени на обучение) при адаптивном квантовании (АК) и стандартном (СК)

¹⁰Новиков А.А. О времени выхода сумм ограниченных случайных величин из криволинейной полосы // Теория вероятностей и ее применения. 1981. Т. 26. № 2. С. 287–301.

В разделе 5.4 формализована процедура формирования эффективной системы квантования ряда данных (рис. 10) как решение двухкритериальной задачи оптимального выбора системы градаций квантования в смысле максимума информационной меры на основе дивергенции Кульбака и минимума энтропии вероятностного распределения состояний СДО с оценкой необходимого объема выборки для гарантированной надежности выносимого решения.

Распознавание состояний СДО на основе сравнения условных распределений $P_{\Omega}=(p^1, \dots, p^l)$ значений признаков в разных состояниях $\Omega=(\Omega_1, \dots, \Omega_l)$ по правилу $i^* = \arg \min_{i=1, l} (D(p^i, p))$:

$$D(p^i, p) = d\left(p^i, \frac{p^i + p}{2}\right) + d\left(p, \frac{p^i + p}{2}\right), d\left(x, \frac{x + y}{2}\right) = c \sum_x x \log_2 \frac{2x}{x + y},$$

$$p^{i^*} = (p^i + p)/2, d(p^i, p^{i^*}) = \sum_{v \in U} p_v^i \log_2 \frac{p_v^i}{p_v}, c - \text{нормирующий коэффициент.}$$

В разделах 5.5, 5.6 даны сравнительный анализ (качество-время) алгоритмов распознавания состояний СДО на основе моделей и метрик и формализация прикладных задач (экологическое диагностирование и прогнозирование; предсказание неизвестных значений непрерывных атрибутов в базах данных; мониторинг состояния строительного объекта) для решения на основе системы IReDDS.

В шестой главе построен пример экспертно-аналитического регулятора, учитывающего влияние признаков, способствующих или препятствующих переходу объекта в определенное состояние, и на этой основе, вырабатывающий решение об управляющем воздействии.



Рис. 11. Схема совмещения управления по АКАР с коррекцией по апостериорной информации о классе состояния сложного объекта

В разделе 6.1 дана концептуальная схема экспертно-аналитического управления с распознаванием состояний СДО (рис. 11), существенно использующая положения теории системного синтеза с нелинейной адаптацией на многообразиях (научная школа А.А.Колесникова).

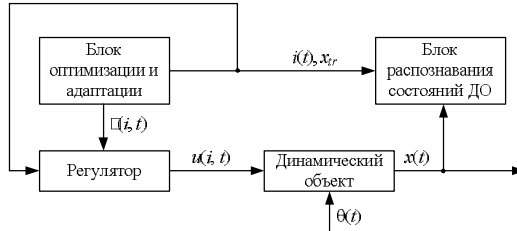


Рис. 12. Структурная схема управления сложным объектом: $i(t)$ – метка состояния СДО, $x(t)$, $u(i, t)$, $\bar{u}(t)$ – векторы состояний объекта, управляющих воздействий, параметров оптимизации регулятора, соответственно

В разделе 6.2 для объекта исследования типа:

$$\begin{aligned} \dot{x}_j(t) &= f_j(x_1, \dots, x_n; \theta; u_j), \quad j = \overline{1, m}, \\ \dot{x}_j(t) &= f_j(x_1, \dots, x_n; \theta), \quad j = m+1, n, \end{aligned} \quad (17)$$

где $x \in R^n$ – вектор состояний, $\theta \in R^k$, – вектор параметров, $u \in R^m$, $m < n$, – вектор управления, $f \in R^n$ – непрерывная неизвестная (нелинейная) вектор-функция, дан алгоритм системы управления [10] сложным объектом типа (17), реализующей функциональную блок-схему на рис.12.

Теорема 7. Для класса сложных объектов, описываемых моделью (17) с правыми частями $f_j(x_1, \dots, x_n; \theta; u_j)$, $j = \overline{1, m}$, представимыми в виде: а) $f_1(x, \theta) + u$, б) $f_1(x, \theta)u$ и макропеременными $\psi_l = \psi_l(x_l - x_{l0})$, $l = \overline{1, m}$ существует закон управления: $u(\psi) = u(x) = \mathcal{G}^T v$ $\mathcal{G} = \|\mathcal{G}_i\|_{l \times m}$, $v = \|v_i\|_{l \times m}$, где $v_i(t)$, $\mathcal{G}_i(t)$ – управляющее воздействие и весовой коэффициент управляющего воздействия u_i в i -м состоянии, удовлетворяющие уравнениям при $x \in \Omega_i$, $i = \overline{1, l}$: $y(\psi_l, v_i(t), \mathcal{G}_i(t)) = 0$, $y(\cdot)$ – известная функция; $v_i \neq 0$ при $x \notin \Omega_i$, обеспечивающие: 1) перевод объекта управления (17) из начального состояния $x_0 \in R^n$ в целевое состояние $\psi(x) = 0$; 2) стабилизацию объекта (17) в окрестности инвариантного многообразия $\psi(x) = 0$; 3) минимум на траекториях объекта (17) сопровождающему оптимизирующему функционалу: $\Phi = \int_0^{\infty} \sum_{l=1}^m [\phi_l^2(\psi_l) + w_l^2 \psi_l^2(t)] dt$; 4) асимптотическую устойчивость объекта (17).

Для динамического объекта с описанием (18) а), где $x(t) \in R^n$ - вектор переменных состояния; $\theta \in R^k$ - вектор параметров; $u(t)$ - управляющий сигнал; $f_1(\cdot)$ - неизвестная функция с целевой макропеременной в виде: $\psi(x) = c_1(x_1 - x_{10}) + c_2(x_2 - x_{20}) = 0$, алгоритм системы управления приведен в (18) б) для случая $x_{10} = x_{20} = 0$, $c_1 = c_2 = 1$:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1(t) &= x_2, & \dot{x}_1(t) &= x_2, \\ \dots & & \dot{x}_2(t) &= -w^{-1}\psi - x_2 + \sum_{i=1}^I g_i \eta_i, \\ \dot{x}_{n-1}(t) &= x_n, & \sum_{i=1}^I g_i \eta_i &= \ddot{h}(t) + w^{-1}\psi + \dot{h}(t), \\ \dot{x}_n(t) &= f_1(x, \theta) + u(t), & \dot{\eta}_i &= -\gamma v_i (x_1 + x_2), i = \overline{1, I}, \end{aligned} \quad \text{б)} \quad (18)$$

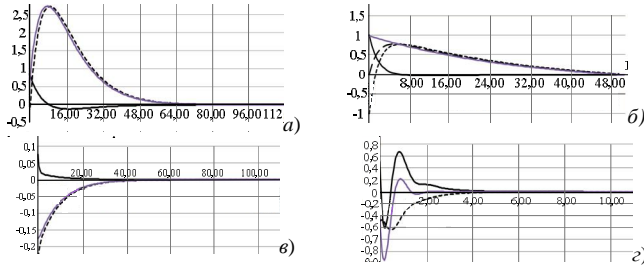


Рис. 13. Вид переходных процессов с разными функциями $h(t)$ для системы (18) $n=2$; а), $h(t) = \exp(-\lambda t)$; б), в) $h(t)$ -полином 5-й степени; --- $x_1 - x_2$ — $x_1 + x_2$

На рис.13 для $n=2$ с целевым многообразием $x_1 + x_2 = 0$ даны примеры переходных процессов системы управления (18) б) с разными параметрами настройки регулятора, начальными условиями и функциями $h(t)$. Используемые зависимости $x_{irr}(t) = h(t)$, (реконструированные) целевые траектории, удовлетворяют: условию $|\psi(x_{irr}(t))| < \varepsilon, \forall \varepsilon > 0$ при $t \rightarrow \infty$.

Осуществлено сравнение с нечетким регулятором (D.L.Но, M.V.Kolomeiseva) с существенным преимуществом во времени реакции системы управления (в 1.5 и более раз) и качестве переходных процессов.

В разделе 6.3 дан метод конструирования наблюдателя возмущений нелинейных систем вида (1) на основе совмещения алгоритма скользящей аппроксимации (гл.2) и метода конструирования асимптотического наблюдателя на многообразиях.

Утверждение 4. Если уравнения измеряемых координат объекта (1) (при $\xi(t)=0$) разрешимы относительно неизвестных параметров (возмущений) v , то при фиксированном управлении u и достаточной степени наблюдаемости объекта (1) существует асимптотический наблюдатель

для неизвестных параметров (возмущений) без дополнительных предположений об их принадлежности заданному классу моделей.

При этом исходная неопределенность в системе уравнений объекта (1) относительно вектора параметров \mathbf{v} в расширенной системе объекта переходит к дополнительной переменной, интерпретируемой как внешнее возмущение с меньшей неопределенностью (координата, в уравнение которой входит оцениваемый параметр, должна быть измеряемой).

В разделе 6.4 построен наблюдатель для асинхронного двигателя:

$$\begin{aligned}\dot{x}_1(t) &= a_5 U_d(t) - a_1 x_1(t) + a_6 a_8 x_3(t) + a_2 x_2^2(t) x_3^{-1}(t) + a_4 x_2(t) x_4(t), \\ \dot{x}_2(t) &= a_5 U_q(t) - a_1 x_2(t) - a_6 a_4 x_4(t) x_3(t) - a_2 x_2(t) x_1(t) x_3^{-1}(t) - a_4 x_1(t) x_4(t), \\ \dot{x}_3(t) &= a_2 x_1(t) - a_8 x_3(t), \\ \dot{x}_4(t) &= a_9 a_{10}(t) x_3(t) x_2(t) - a_{10}(t) M_C(t),\end{aligned}\quad (19)$$

где $x(t) = [x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)]^T = [i_d(t), i_q(t), \psi_r(t), \omega_r(t)]^T$,

$i_d(t)$ - d -составляющая тока статора, $i_q(t)$ - q -составляющая тока статора, $\psi_r(t)$ - результирующий вектор потокосцепления ротора, $\omega_r(t)$ - скорость вращения ротора двигателя, $M_C(t)$ - момент сопротивления (нагрузка) на валу двигателя; U_d, U_q - составляющие вектора напряжения статора в системе координат $\{d, q\}$; коэффициенты $a_i, i = \overline{1, 10}$:

$$a_1 = R_e (L_e)^{-1} = 10.9481, a_2 = K_r R_r = 0.0689, a_3 = (L_e)^{-1} K_r A_r = 709.6261;$$

$$a_4 = z_p = 2, a_5 = (L_e)^{-1} = 520.1233, a_6 = (L_e)^{-1} K_r = 504.7041, a_7 = (L_e)^{-1} K_r z_p = 1009.4, a_8 = A_r = 1.4060, a_9 = 1.5 z_p K_r = 2.9111, a_{10} = (J_r + J_C(t))^{-1} = 3.2787.$$

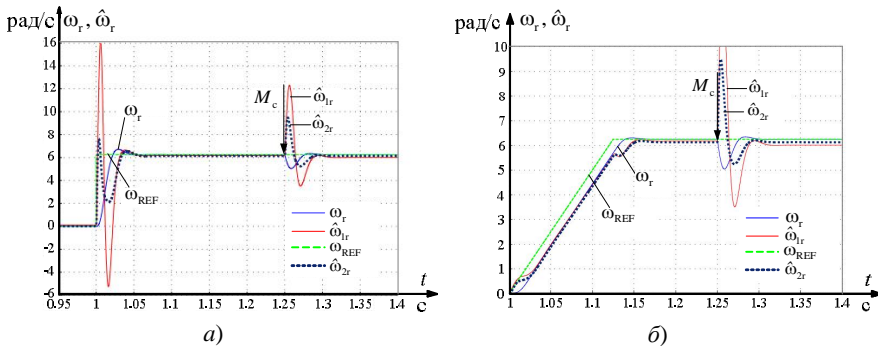


Рис. 14. Влияние параметров наблюдателя на переходные процессы скорости $\omega_r(t)$ и ее оценки при пуске асинхронного двигателя: $\hat{\omega}_{1r}(t) - k_{x1} = 1; k_{x2} = 1; k_{x3} = 1$; $\hat{\omega}_{2r}(t) - k_{x1} = 0.01; k_{x2} = 0.01; k_{x3} = 0.001$; а) скачкообразный характер задающего воздействия ω_{REF} ; б) линейный характер задающего воздействия ω_{REF}

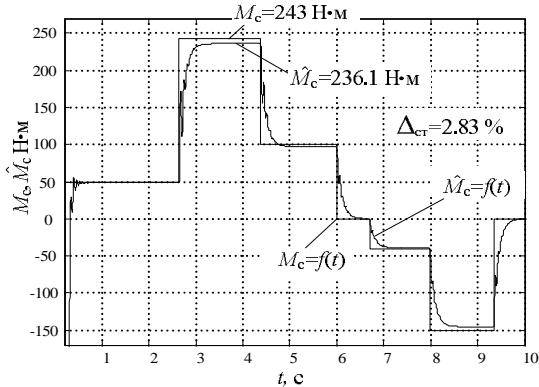


Рис. 15. Ступенчатая форма приложенного момента сопротивления на вал двигателя и произведенная оценка; переходный процесс оценивания занимает 0.4–0.6 с;

В разделе 6.5 исследовано качество работы построенного наблюдателя с синтезом векторной системы управления¹¹ (рис. 14, 15).

Моделирование (рис. 14) проводилось с данными двигателя 4А180М4УЗ: $R_s = 0.133 \text{ Ом}$ - активное сопротивление статора, $R_r = 0.071 \text{ Ом}$ - приведённое активное сопротивление ротора, $L_s = 0.0495 \text{ Гн}$ - полная индуктивность статора, $L_r = 0.0505 \text{ Гн}$ - полная приведённая индуктивность ротора, $L_m = 0.049 \text{ Гн}$ - взаимная индуктивность, $z_p = 2$ - число пар полюсов, $J = 0.305 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$ - момент инерции ротора с дополнительными соотношениями между коэффициентами: $K_r = \frac{L_m}{L_r} = 0,9704$, $R_e = R_s + R_r K_r^2 = 0,1999$, $L_e = L_s - \frac{L_m^2}{L_r} = 0,0019$, $A_r = \frac{R_r}{L_r} = 1,4060$.

Наблюдатель имеет вид: $\varphi'(k_{x'}, \dot{x}') + \gamma_1 + \zeta_1 \hat{\phi}_1 = \frac{\partial \hat{\phi}_1}{\partial t}$, $\hat{x}_4 = \hat{\phi}_1 - \varphi(k_{x'}, x')$, где $x' = (x_1, x_2, x_3)$, $\dot{x}' = (\dot{x}_1, \dot{x}_2, \dot{x}_3)$; $k_{x'} = (k_{x1}, k_{x2}, k_{x3})$, $k_{x'} = (k_{x1}, k_{x2}, k_{x3})$ - параметры оптимизации; $\varphi'(\cdot), \varphi(\cdot), \gamma_1, \zeta_1$ - известные функции; для оценки производных использован алгоритм скользящей реконструкции (гл. 2).

В разделе 6.6 осуществлено сравнение четырех типов регуляторов (нечеткого, нейросетевого, ПИД-регулятора, АКАР с распознаванием состояний) на электромеханическом объекте. Показано, что система управления на основе сочетания аналитического регулирования по

¹¹ А.А.Колесников, Г.Е.Веселов, А.Н.Попов и др. Синергетические методы управления сложными системами. Механические и электромеханические системы. КомКнига, 2006 г. 304 с.

АКАР с переменной структурой управления и корректного алгоритма оценивания состояний является робастной и имеет приемлемое быстродействие.

В приложения вынесены доказательства некоторых утверждений и лемм глав 2-5; копии актов о внедрении и авторских свидетельств.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Получены следующие теоретические и практические результаты.

1. Формализована задача распознавания и оценивания состояний сложных объектов как задача интеллектуального анализа данных в стохастических временных рядах, сопровождающих функционирование объекта с неполным аналитическим описанием. Обосновано применение алгебраического подхода к решению задачи распознавания состояний сложных объектов, разработаны проблемно-ориентированные модели, обеспечивающие ее решение.

2. Построена модель выделения тренда стохастического временного ряда и дано ее теоретическое обоснование:

- определены класс задач и условия разрешимости и асимптотической регулярности задачи разметки стохастического временного ряда;

- определены алфавит разметки, имеющий доменом множество функций с дробно-рациональным Z -преобразованием, локальные система аксиом для разметки стохастического временного ряда, критерии для построения оптимальной системы окрестностей, обеспечивающей разрешимость задачи разметки стохастического ряда; сформулированы условия полноты и однозначности системы аксиом;

- созданы корректные композиции алгоритмов распознавания состояний сложных объектов.

3. Построена проблемно-ориентированная модель ранжирования альтернатив на множестве метрических критериев и дано ее теоретическое обоснование. Показано, что функция относительного сходства альтернатив, используемая при нелинейной скаляризации критериев, обеспечивает парето-оптимальный выбор «наилучших» альтернатив и выполнение аксиомы независимости К.Дж.Эрроу.

4. Построена проблемно-ориентированная модель корректной обработки информации для многокритериального оценивания информативности взаимозависимых признаков сложных динамических объектов, дано ее теоретическое обоснование.

5. Разработан метод скользящей реконструкции (выделения последовательности (нелинейных) трендов) стохастического временного ряда, позволяющий оценивать состояния объекта в реальном времени.

6. Создано математическое и алгоритмическое обеспечение информационной модели IReDSS для распознавания состояний сложных объектов с целью их оценивания и мониторинга (обнаружения выделенных экспертом характерных особенностей); обеспечено решение задач распознавания состояний сложных объектов в режиме реального времени посредством выбора эффективной системы градаций квантования; дан метод оценивания качества распознавания состояний сложных объектов.

7. Разработан подход к построению экспертно-аналитической системы (с привлечением элементов искусственного интеллекта - базы моделей и правила выбора моделей) управления объектом с неполным аналитическим описанием на основе совмещения технологии построения корректных алгоритмов, метода нелинейной адаптации на многообразиях и реконструкции координат объекта.

8. Создан метод наблюдения неизвестных возмущений объекта управления без априорного задания аналитической модели возмущений на основе применения техники инвариантных многообразий и метода выделения тренда в скользящем режиме (для оценивания и дифференцирования координат).

9. Осуществлено экспериментальное исследование и численное моделирование всех разработанных методов, из результатов которого следует, что вычислительно реализуемые алгоритмы, сопровождающие разработанные модели выявления закономерностей в описании сложных динамических объектов, обеспечивают решение задач: а) автоматизированное выделение характерных состояний сложных объектов; б) уверенное распознавание состояний сложных объектов с неопределенностью; в) оценивание необходимого соотношения «число признаков – число объектов» для надежного вынесения решений о состоянии объекта; г) оценивание состояния объекта в реальном времени; д) использование апостериорной информации для организации робастного управления сложным объектом с распознаванием состояний.

10. Осуществлена апробация построенных моделей распознавания и оценивания сложных динамических объектов на решении ряда прикладных задач: 1) синтез системы управления сложным электромеханическим объектом с построением наблюдателя неизмеряемых координат и возмущений; 2) обнаружение предвестников нежелательных состояний сложных объектов в задаче экологического диагностирования и прогнозирования, в задаче мониторинга экономических объектов (строительных, торговых); 3) предсказание неизвестных значений непрерывных атрибутов в базах данных; 4) выявление закономерностей (разладки) в

базе данных результатов электромагнитных и акустических измерений геофизических процессов.

Благодарности. Автор выражает глубокую признательность В.В. Коневу, д.ф.-м.н., профессору ТГУ, первому научному наставнику; В.Г. Букрееву, д.т.н., профессору ТПУ, за постановку технических прикладных задач, поддержку и внимание к работе; А.Е. Янковской, д.т.н., профессору ТГАСУ, за постановку задачи выявления закономерностей в описании объектов в тестовом распознавании образов и сотрудничество; преподавателям ФПМК ТГУ и коллегам за помощь в работе.

Полный список 68-ми публикаций приведен в диссертации.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Монография

1. Колесникова С.И. Выявление закономерностей во временных рядах в задачах распознавания состояний динамических объектов / В.Г. Букреев, С.И. Колесникова, А.Е. Янковская. Томск: Изд-во ТПУ, 2010. 254 с.

Статьи из перечня ВАК

2. Колесникова С.И. О подходах к оцениванию информативности признаков в тестовом распознавании / С.И. Колесникова // Известия Томского политехнического университета. 2006. Т. 309. №8. С. 23–28.
3. Колесникова С.И. Оценка значимости признаков для тестов в интеллектуальных системах / С.И. Колесникова, А.Е. Янковская // Известия РАН. Теория и системы управления. 2008. № 6. С. 135–148
4. Колесникова С.И. Выявление закономерностей во временных рядах при распознавании состояний сложных объектов управления / С.И. Колесникова // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2010. № 5. С. 66-71.
5. Колесникова С.И. Исследование качества распознавания состояний стохастической системы / С.И. Колесникова, В.С. Лаходынов, Ю.Р. Цой // Информационные технологии. 2010. № 6. С. 56-62.
6. Колесникова С.И. Информационная система для распознавания состояний стохастической системы / С.И. Колесникова, В.Г. Букреев, А.Н. Мертвецов, Ю.Р. Цой // Программные продукты и системы. 2010. № 4. С. 128-132.
7. Колесникова С.И. Метод парных сравнений при оценивании динамических наборов альтернатив / С.И. Колесникова // Качество. Инновации. Образование. 2010. № 4. С. 32–37.
8. Колесникова С.И. Методы распознавания состояний динамических систем / С.И. Колесникова // Известия ТПУ. 2010. Т. 316. № 5. С. 55-62.
9. Колесникова С.И. Подход к решению задачи оценивания состояний экологического объекта / С.И. Колесникова, В.А. Шапцев // Экологические системы и приборы. 2010. № 8. С. 36-43.
10. Колесникова С.И. Использование апостериорной информации для управления плохо формализуемым динамическим объектом / С.И. Колесникова // Автоматрия. 2010. Т.46. № 6. С. 78-89.
11. Колесникова С.И. Свойства корректной модификации метода парных срав-

нений / С.И. Колесникова // Интеллектуальные системы. 2010. Т.14. вып. 1-4. С. 183-202.

12. Колесникова С.И. Исследование изменений характеристик электромагнитных сигналов при одноосном сжатии образцов горных пород Таштагольского рудника / А.А.Беспалько, Л.В.Яворович, С.И.Колесникова, В.Г.Букреев, А.Н.Мертвецов, П.И.Федотов // Изв. вузов. Физика. 2011. Т.54. № 1/2. С. 78-85.

13. Колесникова С.И. Метод разметки стохастического временного ряда / С.И. Колесникова, А.Н. Мертвецов // Труды Института Системного Анализа РАН. 2011. Т.61. № 1. С. 48-59.

14. Колесникова С.И. Особенности применения линейной свертки критериев в методе парных сравнений / С.И. Колесникова // Информационные технологии. 2011. № 1. С. 24-30.

15. Колесникова С.И. Метод распознавания и оценивания состояний слабоформализованного динамического объекта на основе разметки временного ряда / С.И. Колесникова // Известия РАН. Теория и системы управления. 2011. № 3. С. 3-14.

16. Колесникова С.И. Особенности применения эталонных моделей для разметки временного ряда при распознавании состояний сложного объекта / С.И. Колесникова // Известия Томского политехнического университета. 2011. Т. 318. №5. С. 31–36.

Публикации в других рецензируемых журналах

17. Колесникова С.И. О применении мультимножеств к задаче вычисления весовых коэффициентов признаков в интеллектуальных распознающих системах / А.Е. Янковская, С.И. Колесникова // Искусственный интеллект. Украина, Донецк: Изд-во «Наука і освіта». 2004. № 2. С. 216–220.

18. Колесникова С.И. Методы оценивания зависимых признаков при классификации многопризнаковых объектов / С.И. Колесникова // Вестник Томского государственного университета. 2007. № 23. С. 315–320.

19. Колесникова С.И. Оценивание результативности трудовой деятельности работников федеральных бюджетных учреждений / А.Е. Янковская, С.И. Колесникова // Успехи современного естествознания. 2008. № 9. С. 39–41.

20. Колесникова С.И. Методы анализа информативности разнотипных признаков / С.И. Колесникова // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2009. № 1(6). С. 69–80.

21. Колесникова С.И. Системный подход к оцениванию взаимного влияния признаков в тестовом распознавании / С.И. Колесникова // Кибернетика и системный анализ. 2009. № 3. С. 127–135

22. Колесникова С.И. Модификация метода анализа иерархий для динамических наборов альтернатив / С.И. Колесникова // Прикладная дискретная математика. 2009. № 4(6). С. 102–109.

23. Колесникова С.И., Подход к распознаванию состояний технической системы на основе энтропии и формализма мультимножеств / С.И. Колесникова, В.Г. Букреев // Прикладная дискретная математика. Приложение. 2009. № 1. С. 109–111.

24. Колесникова С.И. Оценка состояния стохастического объекта на основе ре-

конструкции тренда временного ряда / С.И. Колесникова, А.А. Белоус // Прикладная дискретная математика. Приложение. 2010. № 3. С. 103-105.

Доклады на конференциях

25. Колесникова С.И. Сравнительный анализ методов получения весовых коэффициентов признаков в задаче распознавания образов / А.Е. Янковская, С.И. Колесникова // Математические методы распознавания образов (ММРО-11). Доклады 11-й Всероссийской конф. Москва, 2003. С. 227-229.
26. Kolesnikova S. An Approach to Calculation of Feature Weight Coefficients on the Base of Multisets Formalism in Intelligent Systems / A.Yankovskaya, S.Kolesnikova // Knowledge-Based Software Engineering. Proceedings of the Sixth Joint Conference on Knowledge-Based Software Engineering. Vol. 108. IOS Press, 2004. P. 159-168.
27. Kolesnikova S. On Analysis of tests in Pattern Recognition Problem/ A.Yankovskaya, S.Kolesnikova // 7th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-7). Conference Proceedings. St. Petersburg: SPbETU, 2004. Vol. I. P. 141-144.
28. Колесникова С.И. Оценивание зависимых признаков в интеллектуальных системах / А.Е. Янковская, С.И. Колесникова // Вторая международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» САИТ-2007: Труды конференции. В 2 т. Т.1. М.: URSS, 2007. С. 137-140.
29. Колесникова С.И. Статистический подход к оцениванию зависимых признаков в интеллектуальных системах / С.И. Колесникова, А.Е. Янковская // Математические методы распознавания образов: 13-я Всеросс. конференция. Ленинградская обл., г. Зеленогорск: Сборник докладов. М.: МАКС Пресс, 2007. С. 143-146.
30. Kolesnikova S.I. Estimation of Unknown Values of Continuous Attributes in Databases with Noise of Two Kinds / S.I.Kolesnikova // Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-9). Proceedings of the 9th International Conference. Vol. 1. Nizhni Novgorod, 2008. P. 309-312.
31. Колесникова С.И. Распознавание состояний динамической системы / С.И. Колесникова, В.Г. Букреев // Труды Росс.научно-технич.общества радиотехники, электроники и связи им.А.С.Попова. Серия: Цифровая обработка сигналов и ее применение. Выпуск: XI-2. Доклады 11-й Междунар.конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (DSPA 2009). Москва, 2009. С. 619-622.
32. Колесникова С.И. Информационный подход к распознаванию состояний динамической системы / С.И. Колесникова, В.Г. Букреев // Сборник докладов X Международной научно-технической конференции «Кибернетика и высокие технологии XXI века» С&Т-2009, Воронеж: НПФ «Саквое» ООО, 2009. Т. 1. С. 54-64.
33. Колесникова С.И. Оценка качества распознавания состояний динамического объекта / С.И. Колесникова, Ю.Р. Цой // Математические методы распознавания образов: 14-я Всероссийская конференция. Владимирская обл. г. Суздаль: Сборник докладов. М.: МАКС Пресс, 2009. С. 368-371.
34. Колесникова С.И. Информационная и программная поддержка распознавания состояний динамического объекта в условиях неопределенности / В.Г. Букреев, С.И. Колесникова, Ю.Р. Цой // Сборник научных трудов V-й Международной научно-технической конференции «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте», Коломна, М.: Физматлит, 2009. Т. 2. С. 720-727.

35. Колесникова С.И. Выбор оптимального подмножества тестов с применением редукции многокритериального выбора и метода анализа иерархий / С.И. Колесникова, А.Е. Янковская // Третья Международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» САИТ–2009, Звенигород, Россия: Труды конференции. М., 2009. С. 278-284.
36. Колесникова С.И. Деформирование и разрушение материалов с дефектами и динамически явления в горных породах и выработках / А.А. Беспалько, Л.В. Яворович, С.И. Колесникова, В.Г. Букреев, А.Н. Мертвцов, П.И. Федотов // Материалы Юбилейной XX Международ. науч. школы, Симферополь: Таврич. нац. ун-т, 2010. С. 58-70.
37. Колесникова С.И. Исследование процесса образования деструктивных зон в образцах горных пород по электромагнитной эмиссии / А.А. Беспалько, В.Г. Букреев, Л.В. Яворович, А.Н. Мертвцов, Е.В. Виитман, С.И. Колесникова // Материалы Международного симпозиума «Наноматериалы для защиты промышленных и подземных конструкций» и XI Международной конференции «Физика твердого тела» (ФТТ-XI), Усть-Каменогорск, 2010. С. 177-181.

Авторские свидетельства на программы и полезную модель

38. Свидетельство об официальной регистрации базы данных №970002. Автоматизированная информационная система «Химия торфов» (АИС «Химия торфов») / Л.И. Инишева, С.И. Пяткова (Колесникова), Т.В.Дементьева. Дата регистрации 05.01.1997.
39. Свидетельство об официальной регистрации базы данных №970005. Автоматизированная информационная система «Торфяные ресурсы» (АИС «Торфяные ресурсы») / Л.И. Инишева, С.И. Пяткова (Колесникова), О.Г.Савичева. Дата регистрации 20.01.1997.
40. Свидетельство на полезную модель 86021 РФ, МПК G05B13/00. Система управления с распознаванием образов динамических состояний стохастического объекта / Букреев В.Г., Колесникова С.И. (РФ). – № 2009114963/22; заявл. 20.04.09; опубл. 20.08.09, Бюл. № 23. – 3 с.
41. Свидетельство об официальной регистрации программы ЭВМ №2010610441. «IReDDS» Интеллектуальная модель распознавания состояний динамических систем / Колесникова С.И., Букреев В.Г., Мертвцов А.Н., Цой Ю.Р., Лаходынов В.С., опубл. 11.01.2010.
42. Свидетельство об официальной регистрации программы ЭВМ №2010620277. База данных результатов электромагнитных и акустических измерений геофизических процессов / Беспалько А.А., Букреев В.Г., Колесникова С.И., Мертвцов А.Н., Яворович Л.В., опубл. 14.05.2010.
43. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2011610429. Программа моделирования процессов в асинхронном электроприводе с робастным регулятором частоты вращения двигателя / Букреев В.Г., Колесникова С.И., Родионов Г.В. Заявка № 2010616587; Дата поступления 27 октября 2010; Зарегистрировано 11.01.2011.