

На правах рукописи



Тюменцев Юрий Владимирович

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
АДАПТИВНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ**

Специальность 05.13.01

Системный анализ, управление и обработка информации
(авиационная и ракетно-космическая техника)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Москва 2016

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», завершена и подготовлена к защите в рамках государственного контракта № 865 (Минобрнауки РФ, 2014–2016 гг.).

Научный консультант:

Брусов Владимир Сергеевич, доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты:

Крыжановский Борис Владимирович, доктор физико-математических наук, член-корреспондент РАН, руководитель Центра оптико-нейронных технологий Научно-исследовательского института системных исследований Российской Академии наук (ЦОНТ ВНИИСИ РАН)

Васильев Александр Николаевич, доктор технических наук, профессор Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого (СПбПУ Петра Великого)

Харьков Виталий Петрович, доктор технических наук, профессор, советник генерального директора ООО «Экспериментальная мастерская НаукаСофт» (ЭМ НаукаСофт).

Ведущая организация:

Федеральное государственное унитарное предприятие «Центральный аэрогидродинамический институт имени профессора Н. Е. Жуковского» (ФГУП ЦАГИ)

Защита диссертации состоится 22 декабря 2016 года в 15 часов на заседании диссертационного совета Д 212.125.12 при ФГБОУ ВПО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)» по адресу: 125993, г. Москва, А-80, ГСП-3, Волоколамское шоссе, д. 4, Ученый совет МАИ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Московского авиационного института (национального исследовательского университета) и на сайте МАИ <http://www.mai.ru>.

Автореферат разослан « » сентября 2016 г.

Ученый секретарь диссертационного совета
кандидат технических наук, доцент

А. В. Старков

Общая характеристика работы

Актуальность работы. В ходе полета летательного аппарата (ЛА) возможно возникновение различного рода особых (нештатных) ситуаций. Они могут быть связаны, в частности, с выходом из строя аэродинамических управляющих поверхностей, их приводов, других элементов системы управления, а также с различными повреждениями планера ЛА, меняющими аэродинамические характеристики и динамические свойства ЛА (например, частичное разрушение крыла или оперения). В этой ситуации необходимо пытаться не допустить нарушения устойчивости движения ЛА и потери его управляемости. В ряде случаев это может быть сделано путем соответствующей корректировки (перестройки) законов управления движением ЛА, направленной на восстановление характеристик устойчивости и управляемости ЛА до уровня, обеспечивающего безопасное продолжение и завершение полета. Это выполняется за счет реконфигурации системы управления, т. е. перераспределения функций между органами управления, оставшимися исправными, отключения неисправных элементов системы управления, а также оперативного учета изменений, которым подверглись аэродинамические и динамические характеристики ЛА (при повреждении элементов планера ЛА).

Естественным инструментом для выполнения реконфигурации законов управления полетом ЛА является адаптация, позволяющая оперативно приспосабливаться к изменениям в текущей ситуации за счет изменения параметров и/или структуры используемых законов управления. Однако несмотря на уже имеющиеся результаты в области адаптивных ДС, полученные в последние два десятилетия, данная область еще не вполне готова к решению прикладных задач, характерных для ЛА. Существует ряд проблем, без успешного решения которых нельзя создавать полноценные адаптивные ДС. А именно, реализация управления ЛА как динамической системой (ДС) предполагает решение трех основных классов задач, связанных с процессами как создания систем, так и их эксплуатации: анализ поведения ДС, синтез алгоритмов управления для них, идентификация их неизвестных или неточно известных характеристик. Один из наиболее серьезных факторов, осложняющих решение этих задач, состоит в том, что обеспечивать функционирование ДС приходится в условиях разнообразных неопределенностей в значениях параметров и характеристик ДС, режимов их функционирования, воздействий внешней среды на ДС. Одним из источников неопределенности являются штатные ситуации, которые могут приводить к непредсказуемым изменениям свойств ДС.

При решении упомянутых задач анализа, синтеза и идентификации систем ключевая роль принадлежит математическому и компьютерному моделированию ДС. Сложность создаваем-

мых ДС и реализуемого ими поведения постоянно растет, в значительной степени за счет роботизации таких систем, что особенно существенно проявляется в случае беспилотных ЛА с повышенными требованиями к автономности их функционирования. По мере роста сложности создаваемых систем растут и требования к их моделям, а также к средствам, обеспечивающим разработку этих моделей. Однако возможности средств математического и компьютерного моделирования зачастую отстают от потребностей таких областей, как авиация и ракетно-космическая техника, робототехника, управление сложными производственными процессами и т. п. Характерным для технических систем из этих областей является высокий уровень сложности моделируемых объектов и процессов, их многомерность, нелинейность и нестационарность, многообразие и сложность функций, реализуемых моделируемым объектом, наличие многочисленных и разнообразных неопределенностей в параметрах и характеристиках ДС, а также в свойствах среды, с которой ДС взаимодействует.

Вследствие этого, актуальным является поиск новых средств обеспечения адаптивности ДС, с воздействием при этом как на законы управления ДС, так и на соответствующие модели ДС. Критически важной при этом является задача адаптивного моделирования нелинейных управляемых систем, действующих в условиях существенных и разнородных неопределенностей. Наличие моделей подобного рода открывает новые возможности для решения задач управления сложными динамическими системами, включая их роботизированные варианты.

Объектом исследования являются управляемые динамические системы, действующие в условиях разнообразных неопределенностей, включая такие, как: неопределенности, порождаемые неконтролируемыми возмущениями, действующими на ДС; неполное и неточное знание свойств и характеристик ДС и условий, в которых она будет действовать; неопределенности, порождаемые изменением свойств ДС из-за отказов ее оборудования и повреждений в конструкции.

Предметом исследования являются модели многомерных нелинейных управляемых ДС, обладающие свойством адаптивности, высокой точностью и быстродействием, пригодные для работы в составе бортовых комплексов управления поведением ДС, а также адаптивные законы управления ДС.

Целью диссертационной работы является формирование нейросетевого подхода к математическому и компьютерному моделированию адаптивных динамических систем, позволяющего объединить имеющиеся теоретические знания о ДС с экспериментальными данными о ее поведении. Данный подход должен обеспечивать решение задач анализа поведения, синте-

за управления и идентификации неизвестных характеристик ДС, возникающих при создании сложных технических систем, в частности, роботизированных пилотируемых и беспилотных летательных аппаратов.

В процессе выполнения диссертационной работы для достижения сформулированной выше цели **были решены следующие задачи:**

1. Разработан нейросетевой подход к обеспечению адаптивности ДС за счет ансамблевой архитектуры используемых нейронных сетей (НС), введения в НС вставочных подсетей и использования инкрементного обучения НС.
2. Разработан НС-подход к решению задачи идентификации характеристик ДС, описываемых нелинейными функциями многих переменных. Работоспособность этого подхода продемонстрирована на примере задачи идентификации коэффициентов аэродинамических сил и моментов ЛА.
3. Разработан класс математических и компьютерных моделей, представляющих собой НС-модели гибридного типа, обладающие адаптивностью, объединяющие теоретические знания о ДС и экспериментальные данные о ее поведении.
4. Разработано унифицированное структурное (модульное) описание НС-моделей, обеспечивающее единообразное представление всех видов статических и динамических сетей, позволяющее автоматизировать процесс синтеза НС-моделей.
5. Разработан композиционный подход к синтезу (формированию) НС-моделей, основанный на интерпретации НС-модели как разложения по обобщенному функциональному базису (ФБ специального вида).
6. Разработаны алгоритмы формирования полуэмпирических НС-моделей как одного из классов моделей типа «серый ящик» на основе теоретического знания (в виде систем обыкновенных дифференциальных или дифференциально-алгебраических уравнений) об объекте моделирования, а также экспериментальных данных о его поведении.
7. Разработаны методы и алгоритмы получения обучающих данных для НС-моделей динамических систем.
8. Разработаны алгоритмы параметрической настройки (обучения) полуэмпирических НС-моделей.
9. С позиций общей теории систем построена классификация ДС по их существенным признакам (типология ДС), а также выявлены варианты среды, с которой взаимодей-

- ствуют ДС, что обеспечивает единый контекст для решения задач анализа поведения, синтеза управления и идентификации характеристик при создании технических систем.
10. Систематизированы имеющиеся результаты в области адаптивного и интеллектуального управления ДС, выявлены перспективные направления развития данной области.
 11. Систематизированы имеющиеся результаты в области моделирования ДС с использованием НС традиционного типа (модели типа «черный ящик»), выявлены ограничения и область возможного использования этих средств.
 12. Систематизированы и обобщены имеющиеся результаты в области моделирования ДС с использованием моделей типа «серый ящик», выявлены перспективные направления развития данной области.
 13. В серии вычислительных экспериментов проведена верификация разработанных полуэмпирических НС-моделей и методов их формирования.
 14. В серии вычислительных экспериментов проведено формирование эмпирических и полуэмпирических НС-моделей для объектов различных классов, проведено сопоставление свойств этих двух классов моделей.
 15. В рамках предложенного подхода решено значительное число задач адаптивного управления для ЛА различных классов, в которых модель объекта и закон управления были реализованы в виде динамических НС-структур.

Научная новизна работы состоит в том, что:

- разработан подход к гибриднему нейросетевому моделированию динамических систем и основанный на нем класс моделей полуэмпирического типа, объединяющий теоретические знания об объекте моделирования и экспериментальные данные о его поведении;
- разработано унифицированное структурное описание НС-моделей, обеспечивающее единообразное представление всех видов статических и динамических сетей, позволяющее автоматизировать процесс синтеза НС-моделей;
- разработан композиционный подход к синтезу статических и динамических НС-моделей, основанный на интерпретации НС-модели как разложения по обобщенному функциональному базису;
- разработаны алгоритмы формирования гибридных нейросетевых моделей полуэмпирического типа, а также алгоритмы их структурной корректировки и параметрической настройки;

- разработаны методы и алгоритмы получения обучающих данных для НС-моделей динамических систем;
- для ДС разработан подход к решению задачи идентификации их характеристик как нелинейных функций многих переменных.
- сформирована типология ДС, обеспечивающая единый контекст для решения задач анализа поведения, синтеза управления и идентификации характеристик при создании перспективных технических систем различных классов;

Теоретическая и практическая значимость работы. Предложенный в диссертации класс НС-моделей ДС, а также методы синтеза и параметрической настройки таких моделей открывают новые возможности для решения задач управления поведением сложных технических систем, включая их роботизированные варианты, в условиях неопределенности. Роботизация ЛА, осуществляемая на этой основе, позволит существенно повысить их эффективность при решении сложных целевых задач, а также выживаемость в неблагоприятных условиях. Полученные результаты могут быть использованы разработчиками перспективных ЛА при формировании алгоритмов адаптивного и интеллектуального управления их поведением, а также анализа их поведения и решения задач идентификации характеристик.

Методы исследования. В ходе выполнения диссертационной работы использовались методы системного анализа, математического и компьютерного моделирования, вычислительной математики, нейросетевого моделирования, а также вычислительный эксперимент.

Реализация результатов работы. В процессе выполнения диссертационной работы получено 5 свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ (по одному в 2011 и 2012 гг., три в 2015 г.).

Материалы, полученные при выполнении диссертационной работы используются в учебном процессе МАИ. Изданы два учебных пособия по тематике нейросетевого моделирования, подготовлены и в течение ряда лет читаются курсы лекций: «Оптимальное и адаптивное управление» (с 2008 г.), «Информационные технологии в динамике полета» (с 2006 г.) — кафедра 106 «Динамика и управление летательных аппаратов» факультета «Авиационная техника»; спецкурс «Нейроинформатика» (с 2011 г.) — кафедра 806 «Вычислительная математика и программирование» факультета «Прикладная математика и физика».

Обоснованность и достоверность результатов. Достоверность результатов подтверждается данными обширного цикла вычислительных экспериментов, а также сопоставлением с имеющимися данными физических экспериментов.

Апробация работы. В процессе выполнения диссертационной работы получаемые результаты представлялись для обсуждения на 21 международной, 13 всероссийских и 5 отраслевых конференциях, перечень которых приведен в конце автореферата.

Публикация результатов. Результаты, полученные в ходе выполнения диссертационной работы, представлены в монографии, в 86 публикациях в рецензируемых журналах и сборниках научных трудов, а также в сборниках тезисов конференций. В том числе: 23 статьи в журналах из перечня ВАК РФ, 9 статей в изданиях, индексируемых в базе данных Scopus, 42 публикации в изданиях, индексируемых в РИНЦ. Список публикаций по теме диссертации приведен в конце автореферата.

На защиту выносятся следующие результаты:

1. Типология динамических систем, обеспечивающая единый контекст для решения всего комплекса задач, связанных с проблемой управления поведением перспективных ЛА, а также других классов управляемых динамических систем.
2. Класс гибридных математических моделей (полуэмпирических НС-моделей), сочетающих теоретические знания об объекте моделирования со средствами нейросетевого обучения на экспериментальных данных.
3. Комплекс методов и средств структурного формирования и параметрической настройки (обучения) полуэмпирических НС-моделей управляемых динамических систем.
4. Комплекс методов и средств получения обучающих данных, требуемых для формирования полуэмпирических НС-моделей управляемых динамических систем.
5. Комплекс методов и средств для решения задач идентификации нелинейных функциональных зависимостей, входящих в состав моделей управляемых динамических систем.
6. Комплекс методов и средств, обеспечивающих решение задач адаптивного отказоустойчивого управления нелинейными динамическими системами.

Объем и структура работы. Диссертационная работа состоит из введения, 6 глав, заключения, списка используемой литературы и 2 приложений. Она содержит 466 страниц, в том числе 288 страниц основного текста и 178 страниц приложений, 276 рисунков, 10 таблиц. Список используемой литературы включает 211 наименований.

Личный вклад автора. Все основные результаты, изложенные в диссертации, включая постановки задач, их алгоритмическое решение и созданное программное обеспечение получены автором лично или выполнены под его научным руководством и при непосредственном участии.

Содержание работы

Во введении обосновывается потребность в формировании механизмов, наделяющих управляемые динамические системы свойствами адаптивности. Для таких ДС показана необходимость нового подхода к математическому и компьютерному моделированию, играющему критически важную роль в процессах их создания и последующей эксплуатации. Характерным для технических систем из таких областей, как авиация и ракетно-космическая техника является высокий уровень сложности моделируемых ДС, их многомерность, нелинейность и нестационарность, многообразие и сложность функций, реализуемых ДС. Решение проблем моделирования для них существенно осложняется наличием таких неопределенностей, как неполное и неточное знание свойств моделируемой ДС, а также условий, в которых она будет действовать. Кроме того, моделируемая ДС может претерпевать непредсказуемые изменения в ее свойствах непосредственно в процессе функционирования, например, вследствие отказов оборудования и/или повреждений в ее конструкции.

Традиционными классами математических моделей для технических систем являются обыкновенные дифференциальные уравнения (для ДС с сосредоточенными параметрами) и дифференциальные уравнения в частных производных (для ДС с распределенными параметрами). Применительно к управляемым ДС в качестве аппарата моделирования наибольшее распространение получили обыкновенные дифференциальные уравнения. Эти модели, в сочетании с соответствующими численными методами, широко используются при решении задач синтеза и анализа управляемого движения ЛА.

Методы формирования и использования моделей традиционного типа к настоящему времени достаточно детально разработаны и с успехом применяются для решения широкого круга задач. Однако применительно к перспективным техническим системам возникает ряд проблем, решение которых не может быть обеспечено традиционными методами. Эти проблемы вызваны наличием разнообразных и многочисленных неопределенностей в свойствах соответствующей ДС и в условиях ее функционирования, которые можно парировать, только если рассматриваемая ДС обладает свойством адаптивности, т. е. имеются средства оперативной подстройки ДС к меняющейся текущей ситуации.

Как показывает имеющийся опыт, аппаратом моделирования, наиболее адекватным указанной ситуации, являются методы и средства, основанные на концепции искусственной нейронной сети, которые можно рассматривать как альтернативу традиционным методам моделирования ДС, обеспечивающую, в том числе, возможность получения адаптивных моделей.

При этом традиционные НС-модели ДС, в частности, модели классов NARX и NARMAX, наиболее часто используемые для моделирования управляемых ДС, являются чисто эмпирическими («черный ящик»), т. е. основываются исключительно на экспериментальных данных о поведении ДС. Однако в типичных для ЛА задачах такие модели часто не обеспечивают требуемой точности. Кроме того, в силу специфики их структурной организации, отсутствует возможность решать задачу идентификации характеристик ДС, например, аэродинамических характеристик (АДХ) ЛА, что является серьезным недостатком данного класса моделей.

Одна из важнейших причин недостаточной эффективности НС-моделей традиционного типа в задачах, связанных с ДС, заключается в том, что в рамках данного подхода строится чисто эмпирическая модель, которая должна отразить все нюансы поведения ДС. Для этого приходится формировать НС-модель достаточно высокой размерности (т. е. с большим числом настраиваемых параметров). Однако чем больше размерность НС-модели, тем больший объем обучающих данных требуется для ее настройки. В итоге, при тех объемах экспериментальных данных, которые реально можно получить для технических систем, не удастся осуществить обучение, обеспечивающее заданный уровень точности НС-модели.

Чтобы преодолеть указанные затруднения, связанные с моделями как в виде дифференциальных уравнений, так и в виде традиционных НС-моделей, в диссертации реализован комбинированный подход. Основу его составляет НС-моделирование, естественным образом обеспечивающее получение адаптивных ДС. Теоретическое знание о ДС, существующее в виде дифференциальных уравнений (в частности, традиционные модели движения ЛА), вносятся в НС-модель комбинированного типа (полуэмпирическую НС-модель). При этом часть НС-модели формируется на основе имеющегося теоретического знания и не требует дальнейшей настройки. Настройке в процессе обучения формируемой НС-модели подлежат только те элементы, которые содержат неопределенности, например, АДХ ЛА. Такого рода подход дает возможность, в сравнении с традиционными методами, резко снизить размерность НС-модели и добиться от нее требуемой точности на обучающих наборах, которые для традиционных НС-моделей были недостаточными по объему, а также обеспечить возможность идентификации характеристик ДС, описываемых нелинейными функциями многих переменных (например, коэффициентов аэродинамических сил и моментов ЛА). Реализация данного подхода рассматривается в шести главах диссертации. В них, а также в двух приложениях, даются примеры его применения для адаптивного отказоустойчивого управления движением ЛА, моделирования движения ЛА различных видов и идентификации их АДХ.

В первой главе рассматривается проблема моделирования управляемого движения нелинейных ДС, включая такие вопросы, как формирование иерархии ДС и сред, в которых ДС функционируют, формализация понятия управляемой ДС применительно к специфике рассматриваемых проблем, формализация понятий поведения и деятельности ДС, а также проблема адаптивности ДС. Для динамических систем \mathbb{S} , рассматриваемых в диссертации, сформирована их иерархия, в которой ДС отличаются друг от друга уровнем потенциальных возможностей: $\mathbb{DS} \subset \mathbb{VS} \subset \mathbb{CS} \subset \mathbb{AS} \subset \mathbb{IS}$. Здесь \mathbb{DS} — детерминированная ДС; \mathbb{VS} — ДС с неопределенностями; \mathbb{CS} — управляемая ДС; \mathbb{AS} — адаптивная ДС; \mathbb{IS} — интеллектуальная ДС. В качестве признаков, отличающих ДС разных классов, используется наличие/отсутствие в ДС: 1) факторов неопределенности, влияющих на свойства ДС; 2) возможности управления поведением ДС как способа активного реагирования на изменения в ситуации; 3) возможностей адаптации к изменениям в свойствах ДС и/или среды; 4) возможностей целеполагания. Аналогично этому может быть построена иерархия классов среды \mathcal{E} : $\mathcal{SE} \subset \mathcal{UE} \subset \mathcal{RE} \subset \mathcal{AE} \subset \mathcal{IE}$. Здесь \mathcal{SE} — регулярная среда; \mathcal{UE} — среда с неопределенностями; \mathcal{RE} — реагирующая среда; \mathcal{AE} — адаптивная среда; \mathcal{IE} — интеллектуальная среда.

В прикладных задачах используются различные комплексы \mathbb{K} , представляющие собой конкретные сочетания \mathbb{S} и \mathcal{E} , например, детерминированная неуправляемая система \mathbb{DS} , взаимодействующая с неопределенной средой \mathcal{UE} ; управляемая система \mathbb{CS} , взаимодействующая с регулярной средой \mathcal{SE} ; адаптивная система \mathbb{AS} , взаимодействующая с неопределенной средой \mathcal{UE} и т. п.. Что касается характера учитываемых неопределенностей, рассматриваются следующие их основные виды: 1) неопределенности, порожденные неконтролируемыми возмущениями, действующими на ДС; 2) недостаточный уровень знаний о ДС и среде, в которой она функционирует; 3) неопределенности, порожденные изменением свойств ДС из-за отказов ее оборудования и повреждений в конструкции.

Пусть над системой \mathbb{S} выполнено N_P наблюдений $\{y_i\} = \Phi(u_i, \xi, \zeta)$, $i = 1, \dots, N_P$, в каждом из которых фиксировалось текущее значение контролируемого входного воздействия $u_i = u(t_i)$ и отвечающего ему выхода $y_i = y(t_i)$. Результаты $y(t_i)$, $t_i \in [t_0, t_f]$ этих наблюдений в совокупности с соответствующими значениями контролируемых входов u_i образуют набор из N_P упорядоченных пар $\{\langle u_i, y_i \rangle\}_{i=1}^{N_P}$. Используя этот набор, требуется найти такое приближение $\widehat{\Phi}(\cdot)$ для отображения $\Phi(\cdot)$, реализуемого системой \mathbb{S} , чтобы выполнялось условие

$$\begin{aligned} & \|\widehat{\Phi}(u(t), \xi(t), \zeta(t)) - \Phi(u(t), \xi(t), \zeta(t))\| \leq \varepsilon, \\ & \forall u(t_i) \in U, \forall \xi(t_i) \in \Xi, \forall \zeta(t_i) \in Z, t \in [t_0, t_f]. \end{aligned} \tag{1}$$

Таким образом, как это следует из (1), необходимо, чтобы искомое приближенное отображение $\widehat{\Phi}(\cdot)$ обладало требуемой точностью не только при воспроизведении наблюдений $\{\langle u_i, y_i \rangle\}_{i=1}^{N_P}$, но и для всех допустимых значений $u_i \in U$. Будем называть данное свойство отображения $\widehat{\Phi}(\cdot)$ *обобщающим*. Отображение $\Phi(\cdot)$ соответствует рассматриваемому объекту моделирования \mathbb{S} , а отображение $\widehat{\Phi}(\cdot)$ далее именуется *моделью* данного объекта. Будем также далее считать, что относительно \mathbb{S} мы располагаем данными вида $\{\langle u_i, y_i \rangle\}_{i=1}^{N_P}$, а также, возможно, некоторыми знаниями об «устройстве» отображения $\Phi(\cdot)$, реализуемого рассматриваемой системой. Наличие данных указанного вида обязательно (как минимум, они необходимы для тестирования создаваемой модели $\widehat{\Phi}(\cdot)$), знания об отображении $\Phi(\cdot)$ могут отсутствовать. В силу того, что доступное число экспериментов, порождающих множество $\{\langle u_i, y_i \rangle\}_{i=1}^{N_P}$, является конечным, норма в (1) интерпретируется как среднеквадратическое отклонение (СКО) вида

$$\|\widehat{\Phi}(u, \xi, \zeta) - \Phi(u, \xi, \zeta)\| = \frac{1}{N_P} \sum_{i=0}^{N_P} [\widehat{\Phi}(u_i, \xi, \zeta) - \Phi(u_i, \xi, \zeta)]^2 \quad (2)$$

или вида

$$\|\widehat{\Phi}(u, \xi, \zeta) - \Phi(u, \xi, \zeta)\| = \sqrt{\frac{1}{N_P} \sum_{i=0}^{N_P} [\widehat{\Phi}(u_i, \xi, \zeta) - \Phi(u_i, \xi, \zeta)]^2}. \quad (3)$$

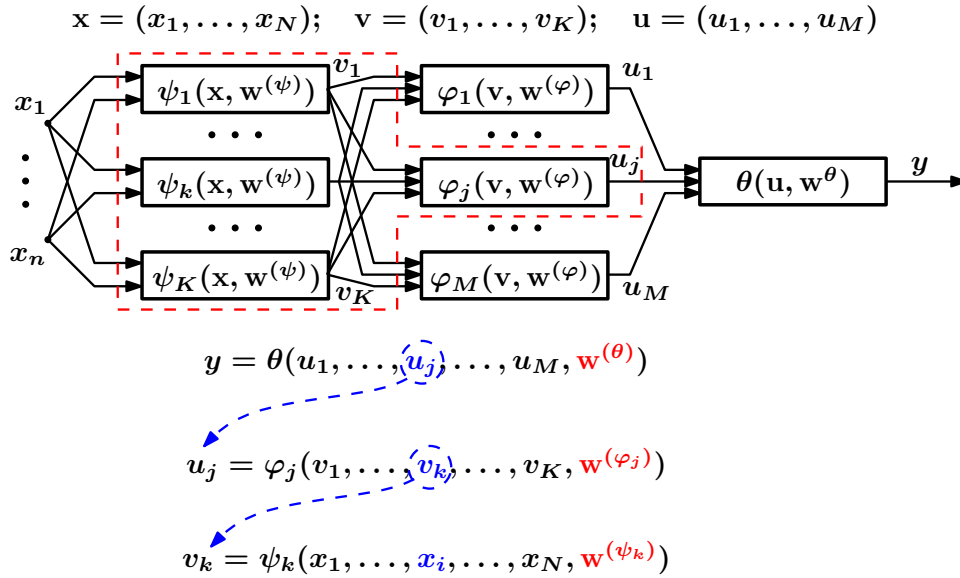
Тестирование отображения $\widehat{\Phi}(\cdot)$ для оценки его обобщающих свойств осуществляется на множестве упорядоченных пар $\{\langle \tilde{u}_j, \tilde{y}_j \rangle\}$, $\tilde{u} \in U$, $\tilde{y} \in Y$, $i = 1, \dots, N_T$, при этом должно выполняться условие $u_i \neq \tilde{u}_j, \forall i \in \{1, \dots, N_P\}, \forall j \in \{1, \dots, N_T\}$, т.е. все пары в множествах $\{\langle u_i, y_i \rangle\}_{i=1}^{N_P}$, $\{\langle \tilde{u}_j, \tilde{y}_j \rangle\}_{j=1}^{N_T}$ должны быть несовпадающими. Ошибка на тестовом наборе вычисляется аналогично тому, как это делается для обучающего набора.

Теперь можно сформулировать *проблему формирования модели* динамической системы \mathbb{S} . Основываясь на данных, используемых для обучения и тестирования модели, а также на знаниях относительно системы \mathbb{S} , построить модель $\widehat{\Phi}(\cdot)$, которая с требуемой точностью будет воспроизводить отображение $\Phi(\cdot)$, реализуемое системой \mathbb{S} . Предполагается, что мы располагаем некоторым набором (семейством) вариантов $\widehat{\Phi}_j(\cdot)$, $j = 1, 2, \dots$, из которых следует выбрать наилучший в некотором смысле вариант $\widehat{\Phi}^*(\cdot)$. При формировании этого семейства надо удовлетворить двум противоречивым требованиям: 1) семейство моделей $\{\widehat{\Phi}_j(\cdot)\}$, $j = 1, 2, \dots$ должно быть возможно более богатым; 2) это семейство должно быть устроено таким образом, чтобы максимально упростить процесс выбора модели $\widehat{\Phi}^*(\cdot)$ из него. В качестве основы для поиска решений, удовлетворяющих этим требованиям, в главе 2 реализуется подход, основанный на эффективной структуризации и параметризации искомой модели $\widehat{\Phi}(\cdot)$.

В главе 1 вводится понятие адаптивности ДС и показана критически важная роль моделей для реализации адаптивных ДС. В рамках введенной иерархии важнейшее отличие ДС класса \mathbb{CS} (управляемые ДС) от неуправляемых ДС классов \mathbb{DS} (детерминированные ДС) и \mathbb{VS} (ДС с неопределенностями) состоит в том, что системы \mathbb{CS} активно реагируют на воздействия среды \mathcal{E} . Их возможности, однако, ограничиваются тем, что правило Φ^{CS} , т. е. «закон управления» системы \mathbb{CS} , не изменяется в процессе ее функционирования. Однако если область возможных значений Ξ факторов неопределенности ДС «достаточно велика», возникает ситуация, когда с помощью единственного закона управления нельзя обеспечить требуемый уровень качества управления при любых допустимых значениях факторов $\xi \in \Xi$. Возникает потребность воздействовать в процессе функционирования на вид закона управления ДС. Системы \mathbb{AS} , обладающие такого рода свойством, именуется *адаптивными*. В системе \mathbb{AS} по сравнению с традиционной управляемой системой \mathbb{CS} добавляется правило Ψ^{AS} для модификации правила Φ^{AS} , а также множество целей Γ^{AS} , направляющих работу правила Ψ^{AS} . Однако у систем \mathbb{AS} правило Ψ^{AS} фиксировано при создании системы. Выбор этого правила осуществлялся, исходя из целей, на достижение которых ориентировалась создаваемая ДС. Следовательно, поведение системы \mathbb{AS} будет адекватным до тех пор, пока цели, поставленные перед ней и зафиксированные, остаются адекватными меняющейся ситуации. В среде с высоким уровнем неопределенности изменение ситуации может быть таким, что повлечет за собой необходимость привлечения высшего уровня адаптации — адаптации целей. Но системы класса \mathbb{AS} этого делать не могут, так как у них отсутствует механизм корректировки целей Γ^{AS} . Системы \mathbb{IS} , обладающие таким механизмом, будем именовать *интеллектуальными*. По сравнению с \mathbb{AS} в состав \mathbb{IS} добавилось правило Ω^{IS} , описывающее способ порождения целей $\gamma \in \Gamma$, т. е. способ изменения множества целей Γ .

Во второй главе излагается нейросетевой подход к задачам моделирования и управления систем. Формируется подход к реализации трех основных элементов процесса синтеза НС-моделей: построение потенциально богатого класса моделей, который содержит формируемую НС-модель; получение информативного набора данных, требуемого для структурной корректировки и параметрической настройки формируемой НС-модели; построение алгоритмов обучения, осуществляющих структурную корректировку и параметрическую настройку формируемой НС-модели.

В качестве гибкого инструмента формирования моделей ДС перспективным является *порождающий подход*, широко используемый в прикладной и вычислительной математике, раз-



j -я базисная функция:

$$u_j = \varphi_j(v_1, \dots, v_K, \mathbf{w}^{(\varphi_j)}) = \varphi_j(\psi_1(x_1, \dots, x_N, \mathbf{w}^{(\psi_1)}), \dots, \psi_K(x_1, \dots, x_N, \mathbf{w}^{(\psi_K)}), \mathbf{w}^{(\varphi_j)})$$

Рис. 1. Многоуровневое настраиваемое функциональное разложение

витый в диссертации с привлечением идей НС-моделирования. В рамках порождающего подхода искомую зависимость $y(x)$ традиционно представляют в виде линейной комбинации базисных функций $\varphi_i(x)$, $i = 1, \dots, n$:

$$y(x) = \varphi_0(x) + \sum_{i=1}^n \lambda_i \varphi_i(x), \quad \lambda_i \in \mathcal{R}. \quad (4)$$

Набор функций $\{\varphi_i(x)\}$, $i = 1, \dots, n$ будем именовать функциональным базисом (ФБ), а конструкцию вида (4) — разложением функции $y(x)$ по функциональному базису $\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^n$. Формирование разложения по ФБ путем варьирования настраиваемых параметров λ_i будет рассматриваться далее как средство порождения решений, при котором каждой конкретной комбинации значений параметров λ_i соответствует свое решение. Функциональным разложениям можно дать *сетевую трактовку*, позволяющую выявить общие черты и различия между их отдельными вариантами, а также обеспечивающую простой переход к НС-моделям.

Для разложений вида (4) возможность получить модель с обобщающими свойствами, адекватными решаемой прикладной задаче, существенно ограничивается их одноуровневой структурой и негибким базисом. Для преодоления этих недостатков следует построить модель, обладающую требуемой изменчивостью порождаемых вариантов за счет использования многоуровневой сетевой структуры и подходящей параметризации ее элементов.

На рис. 1 показано, как может быть построено многоуровневое настраиваемое функциональное разложение. Здесь настройка разложения осуществляется не только путем варьирования коэффициентов линейной комбинации, как в разложениях типа (4). Теперь параметризованными являются и элементы ФБ, т.е. по ходу решения задачи ФБ подстраивается так, чтобы получить модель ДС, приемлемую в смысле критерия (1). Переход от одноуровневого разложения к многоуровневому состоит, как видно из рис. 1, в том, что каждый элемент $\varphi_j(\mathbf{v}, \mathbf{w}^\varphi)$, $j = 1, \dots, M$ подвергается разложению по некоторому ФБ $\{\psi_k(\mathbf{x}, \mathbf{w}^\psi)\}$, $j = 1, \dots, K$. Аналогичным образом можно построить разложение элементов $\psi_k(\mathbf{x}, \mathbf{w}^\psi)$ еще по какому-либо ФБ и так далее, требуемое число раз, что дает сетевую структуру с необходимым числом уровней, а также обеспечивает параметризацию элементов ФБ. В терминах сетевой модели отдельный нейрон как модуль НС — это отображение $x^{(out)} = \Theta(x^{(in)})$ n -мерного входного вектора $x^{(in)}$ в m -мерный выходной вектор $x^{(out)}$. Отображение Θ формируется как композиция следующих отображений-примитивов: 1) набор входных отображений $f_i(x_i^{(in)})$, $f_i : \mathcal{R} \rightarrow \mathcal{R}$; 2) сжимающее отображение («входная звезда») $\varphi(u_1, \dots, u_n)$, $\varphi : \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}$; 3) преобразователь $\Psi(v)$, $\psi : \mathcal{R} \rightarrow \mathcal{R}$; 4) выходное отображение («выходная звезда») $E^{(m)}(y)$, $E^{(m)} : \mathcal{R} \rightarrow \mathcal{R}^m$. В диссертации показано, что эти четыре класса отображений-примитивов достаточны в качестве исходной базы НС-моделирования. Число конкретных видов примитивов в этих классах сравнительно невелико, а классы открыты для изменений их состава. Показано также, что для комбинирования примитивов, образующих элементы НС-модели, а также для объединения этих элементов в НС-модели достаточно единственного правила, которым является композиция отображений.

Второй составной элемент процесса формирования НС-моделей из трех, упомянутых выше, это *получение обучающего набора*, обладающего требуемым уровнем информативности. Этот элемент является критически важным, так как если какие-то особенности динамики (поведения) ДС не нашли отражения в обучающем наборе, то они, соответственно, не будут воспроизводиться моделью. В диссертации вводится понятие информативности обучающего набора, позволяющее формализовать процесс его получения для обеспечения требуемого уровня обобщающих свойств НС-модели. Показано также, что доминирующим вариантом формирования обучающего набора для НС-модели является непрямой подход, в котором, вместо прямой дискретизации области допустимых значений переменных состояния и управления, как это имеет место в прямом подходе, используются данные, получаемые путем формирования и использования совокупности тестовых управляющих воздействий на ДС. При таком

подходе действительное движение ДС $(x(t), u(t))$ складывается из программного (тестовый маневр) движения $(x^*(t), u^*(t))$, порожденного управляющим сигналом $u^*(t)$, а также движения $(\tilde{x}(t), \tilde{u}(t))$, порожденного добавочным возмущающим (возбуждающим) воздействием $\tilde{u}(t)$, формируемого в виде $x(t) = x^*(t) + \tilde{x}(t)$, $u(t) = u^*(t) + \tilde{u}(t)$. Вид тестового маневра $(x^*(t), u^*(t))$ определяет получаемые диапазоны изменения значений переменных состояния и управления, а вид возмущающего воздействия $\tilde{u}(t)$ определяет разнообразие примеров в пределах этих диапазонов. На практике используется значительное число типовых тестовых возмущающих сигналов. В диссертации показано, что наиболее эффективным из них является входное воздействие для каждого из m органов управления ДС, формируемое как сумма гармонических сигналов, каждый из которых обладает своим собственным сдвигом по фазе φ_k . Входной сигнал \mathbf{u}_j , отвечающий j -му органу управления, имеет вид:

$$\mathbf{u}_j = \sum_{k \in I_k} A_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{T} + \varphi_k\right), \quad j = 1, \dots, m, \quad I_k \subset K, \quad K = \{1, 2, \dots, M\}, \quad (5)$$

где M — общее число гармонически связанных частот; T — промежуток времени, в течение которого на ДС действует тестовый возбуждающий сигнал; A_k — амплитуда k -й синусоидальной компоненты. Если фазовые углы φ_k в (5) выбрать случайным образом в интервале $[-\pi, \pi]$, то гармонические компоненты в сумме могут дать в отдельных точках $t(i)$ значение амплитуды суммарного сигнала $u_j(i)$ такое, что будут нарушены условия близости возмущенного движения к опорному. Это нежелательно, поскольку исследуемая ДС может под действием такого входного сигнала уклониться от опорного движения на недопустимую величину. Сдвиг по фазе φ_k в (5) надо подобрать для каждой из гармонических компонент таким образом, чтобы обеспечить небольшое значение пик-фактора (амплитудного фактора) $\text{PF}(\mathbf{u}_j)$, определяемого соотношением: $\text{PF}(\mathbf{u}_j) = (u_j^{\max} - u_j^{\min}) / 2\sqrt{(\mathbf{u}_j^T \mathbf{u}_j) / N}$. Для отдельной синусоидальной компоненты в (5) значение пик-фактора равняется $\text{PF} = \sqrt{2}$, тогда значение относительного пик-фактора определяется как $\text{RPF}(\mathbf{u}_j) = \text{PF}(\mathbf{u}_j) / \sqrt{2}$. Минимизация показателя $\text{RPF}(\mathbf{u}_j)$ путем подбора соответствующих значений фазового сдвига φ_k для всех k позволяет предотвратить возникновения ситуации, упомянутой выше. В главе 2 дается соответствующий алгоритм для выполнения этой операции.

Третий составной элемент процесса формирования НС-моделей — комплекс средств для их обучения, т.е. для структурной корректировки и параметрической настройки. Динамические НС-модели представляют собой сложный для обучения объект. В число основных источников трудностей при обучении НС-моделей динамических систем входят:

1. Бифуркация динамики сети, т. е. качественное изменение динамических свойств и характера поведения НС-модели при малых изменениях ее настраиваемых параметров.

2. Проблема долговременных зависимостей, обусловленная тем, что выход НС-модели зависит от ее входов и состояний в предыдущие моменты времени, что приводит к потере работоспособности обучающих алгоритмов градиентного типа.

3. Очень сложный рельеф функции ошибки, изрезанный многочисленными глубокими, узкими и искривленными впадинами, а также имеющий часто встречающиеся плато.

Третья причина из данного перечня является наиболее сложной с точки зрения парирования ее влияния на процесс обучения НС-модели. Фактором, порождающим данную проблему, является объем обучающего набора, определяющий требуемое число рекуррентных повторений. При этом лишь для небольшого набора начальных значений параметров сети удается найти глобальный минимум функции ошибки с помощью градиентных методов оптимизации, т. е. критически важной является задача поиска начальных значений параметров, обеспечивающих сходимость процесса поиска минимума. Должной эффективностью при решении проблемы обучения рекуррентной НС-модели обладает подход, основанный на сегментировании обучающей последовательности, при котором решается последовательность задач на подмножествах обучающего набора. В диссертации предложен алгоритм, реализующий этот подход, основанный на предположении о том, что существует последовательность задач, для которой первая задача является достаточно простой и ее решение может быть найдено для любых начальных значений параметров, каждая последующая задача схожа с предыдущей в том смысле, что их решения близки в пространстве значений параметров, а последовательность этих задач сходится к исходной задаче. Этот алгоритм показал высокую эффективность в серии вычислительных экспериментов и был успешно применен для решения ряда задач моделирования и идентификации ДС. Примеры такого применения рассмотрены в главе 6.

В третьей главе изучается проблема моделирования управляемого движения ДС с использованием НС-технологий. Как уже отмечалось, модели ДС в виде систем дифференциальных уравнений не удовлетворяют ряду требований, предъявляемых практикой, в частности, требованию адаптивности. Вариант, альтернативный этому, состоит в использовании НС-моделей. В главе 3 рассматриваются НС-модели традиционного эмпирического типа, т. е. модели типа «черный ящик», в главе 5 эти модели расширены до полуэмпирических (модели типа «серый ящик») за счет введения в НС-модель теоретического знания об объекте моделирования. Формирование НС-модели управляемого движения ДС трактуется далее как получение НС-

аппроксимации исходной математической модели, заданной в виде системы обыкновенных дифференциальных уравнений. В качестве сигнала ошибки ε , направляющего обучение НС-модели, используется квадрат разности между выходом объекта управления y_p и нейросетевой модели y_m , находящихся под воздействием сигнала управления u . Обученная НС-модель реализует схему рекуррентного типа, в которой для вычисления значения выхода \hat{y} для момента времени t_{i+1} используются значения \hat{y} и u в момент времени t_i .

В качестве НС-модели управляемой ДС часто используется нелинейная авторегрессионная сеть типа NARX с внешними входами (Nonlinear AutoRegressive network with eXogeneous inputs). Она представляет собой рекуррентную динамическую слоистую НС-модель с элементами задержки на входах сети и с обратными связями между слоями. Данная НС-модель реализует динамическое отображение, описываемое разностным уравнением вида:

$$\hat{y}(t) = f(\hat{y}(t-1), \hat{y}(t-2), \dots, \hat{y}(t-N_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-N_u)), \quad (6)$$

где значение выходного сигнала $\hat{y}(t)$ для данного момента времени t вычисляется на основе значений этого сигнала, а также значений управляющего сигнала для набора предшествующих моментов времени. Удобным способом НС-реализации NARX-модели является использование многослойной сети прямого распространения мультиперсептронного типа для приближенного представления отображения $f(\cdot)$ в соотношении (6), а также линий задержки (TDL-элементов) для получения значений величин $\hat{y}(t-1), \hat{y}(t-2), \dots, \hat{y}(t-N_y)$ и $u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-N_u)$.

Оценка работоспособности рассматриваемой НС-модели выполнена на примере продольного углового движения ЛА нескольких классов. Переменные состояния модели — угол атаки α , угловая скорость тангажа ω_z , угол и угловая скорость отклонения руля высоты φ и $\dot{\varphi}$, а управление — командный сигнал привода руля высоты φ_{act} . Была проведена серия вычислительных экспериментов, результаты которых показывают, что подход к построению моделей нелинейных ДС с использованием НС-средств является весьма эффективным с точки зрения как точности моделирования, так и быстродействия получаемых моделей. Однако эти результаты выявили также ограничения для НС-моделей традиционного вида, т. е. моделей типа «черный ящик» (NARX и ей подобные). Даже в задачах невысокой размерности такие НС-модели не всегда удовлетворяют требованиям по точности. С ростом размерности задачи трудности, связанные с формированием НС-моделей традиционного типа, многократно возрастают и с определенного момента такое формирование не может быть выполнено вообще. Способ решения данной проблемы предлагается в пятой главе диссертации.

В четвертой главе рассматривается нейросетевая реализация адаптивных ДС применительно к управлению полетом ЛА. Сопоставляются возможности нескольких схем адаптивного управления (АУ), включая АУ с эталонной моделью, АУ с прогнозирующей моделью, АУ с инверсной моделью, а также АУ на основе метода обратной задачи динамики. Применительно к этим схемам АУ была проведена обширная серия вычислительных экспериментов для различных видов ЛА. Полученные результаты показывают высокую эффективность отказоустойчивого АУ. Пример, представленный на рис. 2, демонстрирует способность синтезированной системы справляться с последовательно возникающими отказными ситуациями. Данные значительного числа таких экспериментов для ЛА различных классов представлены в Приложении А. Здесь же даются материалы оценки значимости механизмов адаптации, а также их возможности с точки зрения парирования различных видов неопределенностей.

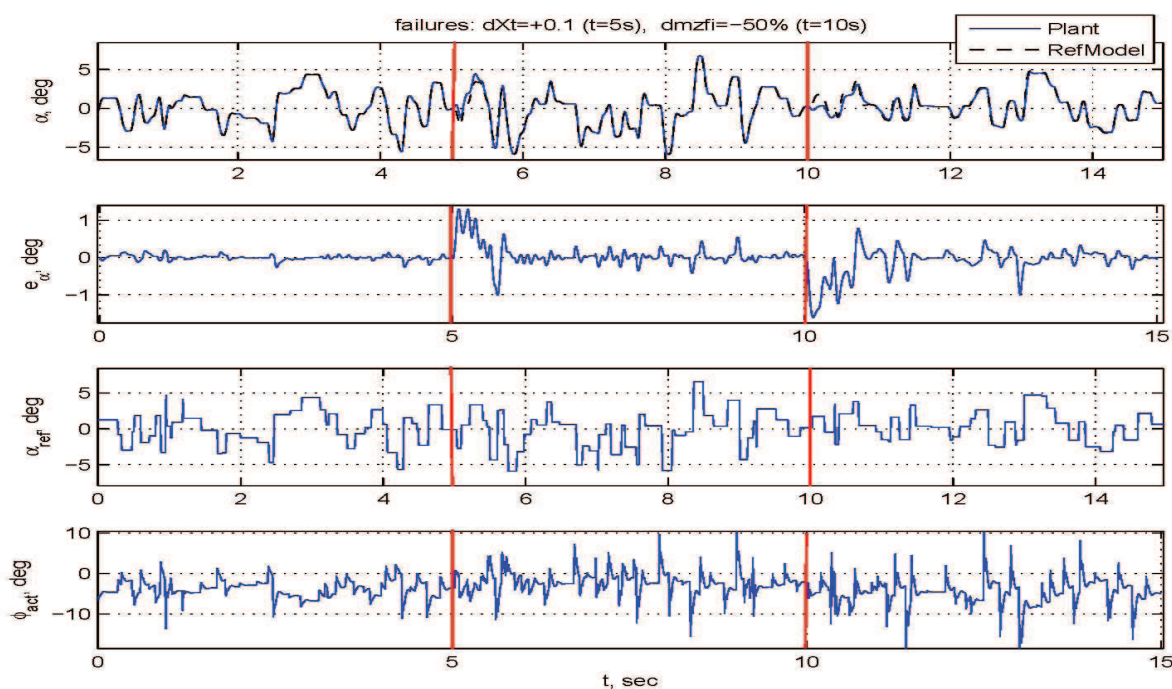


Рис. 2. Пример результатов моделирования малого БПЛА с адаптивной системой управления с эталонной моделью (MRAC). Показана реакция управляемой системы на два последовательных отказа, изменивших динамику системы: 1) изменение на 10% центровки БПЛА (в момент времени $t = 5$ с); 2) уменьшение на 50% эффективности органа управления (элевонов) в момент времени $t = 10$ с. Скорость полета $V_i = 70$ км/ч. Здесь α — задающий сигнал по углу атаки, град.; e_α — ошибка отслеживания задающего сигнала, град.; ϕ_{act} — командный сигнал привода элевонов, град.; t — время, с; Plant — объект управления; RefModel — эталонная модель

В пятой главе решается проблема, связанная с ограничением эмпирических НС-моделей по уровню сложности решаемых задач. Требуется понизить размерность создаваемой НС-модели, но так, чтобы не ухудшить ее гибкость. Эта проблема в главе 5 решается в классе модульных полуэмпирических динамических НС-моделей (типа «серый ящик»). В главе 6 рассматриваются примеры использования данного подхода в задачах моделирования движения ЛА и идентификации их аэродинамических характеристик. В диссертации рассматривается подход к формированию таких НС-моделей, а также процесс их поэтапной корректировки с целью получения требуемых характеристик точности моделирования. Дается также сопоставление этих характеристик для полуэмпирических и эмпирических моделей, подтверждающее перспективность предлагаемого класса моделей. Специфика процесса формирования полуэмпирических НС-моделей иллюстрируется с помощью демонстрационного примера ДС. Этот же пример в сочетании с его усложненными вариантами используется для первичной экспериментальной оценки возможностей полуэмпирического НС-моделирования управляемых динамических систем в сопоставлении с возможностями НС-моделей традиционного типа.

Формирование динамических сетей с модульной архитектурой в виде полуэмпирических НС-моделей состоит из следующих этапов: 1) формирование теоретической модели с непрерывным временем для исследуемой ДС, сбор доступных экспериментальных данных о ее поведении; 2) оценка точности теоретической модели ДС на доступных данных; 3) преобразование исходной модели с непрерывным временем в модель с дискретным временем; 4) формирование НС-представления для полученной модели с дискретным временем; 5) обучение НС-модели; 6) оценка точности обученной НС-модели; 7) корректировка, в случае недостаточной точности, НС-модели путем внесения в нее структурных изменений.

Технология формирования полуэмпирических НС-моделей показана в главе 5 на демонстрационном примере ДС с двумя переменными состояниями, одним выходом и одним управлением. Здесь алгоритмической базой для дискретизации моделей с непрерывным временем являются численные методы решения обыкновенных дифференциальных уравнений. В рассматриваемой задаче были использованы разностные схемы Эйлера 1-го порядка и Адамса 4-го порядка. Полученные модели с дискретным временем преобразуются в НС-форму. Вычислительный эксперимент показывает неоспоримое преимущество полуэмпирической модели над эмпирической: даже для метода Эйлера СКО выхода составляет 0.0141 против 0.0258 для NARX, в случае метода Адамса точность еще выше — СКО выхода равняется 0.0119 (целевое значение в данном примере, а также в примерах, рассматриваемых далее, составля-

ло 0.01). Аналогичный анализ был проведен также еще для двух вариантов данного примера, отличающихся более сложным видом второго уравнения. Сопоставление результатов экспериментов для всех трех примеров позволяет сделать вывод о том, что с повышением сложности поведения моделируемой ДС погрешность, которую дает эмпирическая модель, возрастает значительно быстрее, чем погрешность полуэмпирической модели.

В шестой главе на примерах решения задач формирования моделей движения и идентификации аэродинамических характеристик ЛА показана высокая эффективность полуэмпирических НС-моделей при решении прикладных задач. В первом из примеров рассматривается продольное угловое движение маневренного самолета. Формируемая в этом примере полуэмпирическая НС-модель включает два элемента-модуля типа «черный ящик», описывающих зависимости коэффициентов подъемной силы и момента тангажа от переменных состояния (угла атаки α , угловой скорости тангажа ω_z и угла отклонения управляемого стабилизатора $\varphi_{ст}$), подлежащие восстановлению на основе имеющихся экспериментальных данных для наблюдаемых переменных динамической системы. Структура полуэмпирической НС-модели, полученной для данного примера с использованием разностной схемы Эйлера, показана рис. 3.

Точность получаемых моделей оценивалась в серии вычислительных экспериментов, сравнивалась также эффективность различных тестовых воздействий на ЛА, были получены оцен-

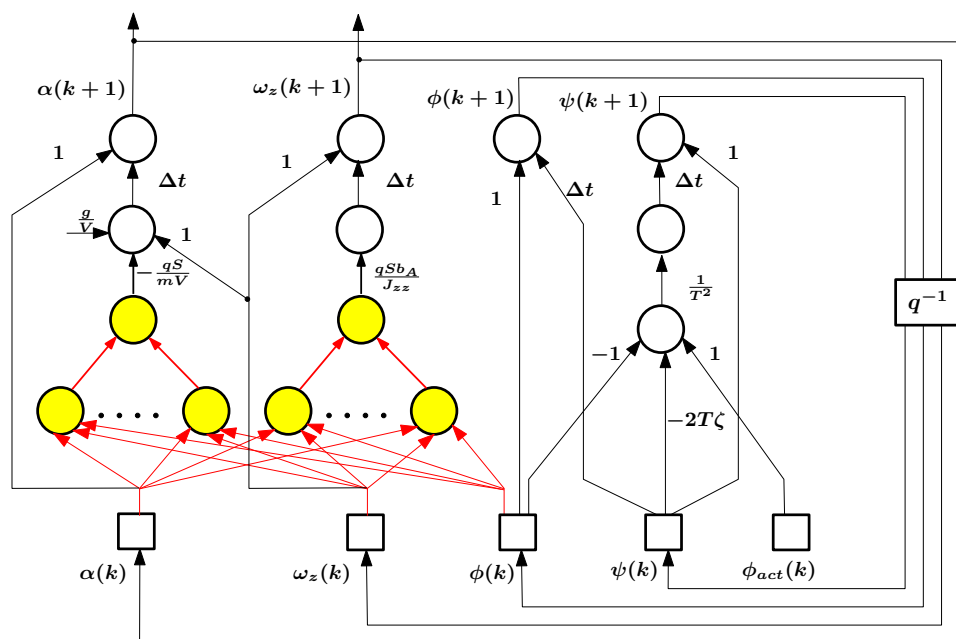


Рис. 3. Полуэмпирическая НС-модель продольного углового движения самолета (на основе схемы дискретизации Эйлера)

ки значений погрешности моделирования. Типичные значения СКО в этих экспериментах: для полуэмпирической НС-модели $\text{СКО}_\alpha = 0.0491$, $\text{СКО}_{\omega_z} = 0.1169$; для NARX-модели $\text{СКО}_\alpha = 1.3293$, $\text{СКО}_{\omega_z} = 2.7445$. При этом типичные значения текущей погрешности моделирования лежат в диапазонах $-0.005^\circ \leq E_\alpha \leq 0.010^\circ$ для полуэмпирической НС-модели и $-2.5^\circ \leq E_\alpha \leq 2.7^\circ$ для NARX-модели.

Задача моделирования продольного углового движения самолета относительно проста вследствие ее невысокой размерности, а также в силу использования единственный органа управления. Вторая задача, рассмотренная в главе 6, существенно сложнее: формирование НС-модели полного углового движения (с тремя используемыми одновременно органами управления — цельноповоротным стабилизатором, рулем направления и элеронами), а также идентификации пяти из шести коэффициентов сил и моментов. Вектор состояния в данной задаче включает 14 компонент $x = (\gamma, \psi, \vartheta, \omega_x, \omega_y, \omega_z, \alpha, \beta, \delta_v, \delta_\varepsilon, \delta_n, \dot{\delta}_v, \dot{\delta}_\varepsilon, \dot{\delta}_n)$, а вектор управления — 3 компоненты $u = (\delta_{vact}, \delta_{\varepsilon act}, \delta_{nact})$. Факторы неопределенности в данной задаче — коэффициенты аэродинамических сил и моментов $C_x(\alpha, \beta, \delta_v, \omega_z)$, $C_y(\alpha, \beta, \delta_v, \omega_z)$, $C_z(\alpha, \beta, \delta_n, \delta_\varepsilon, \omega_x, \omega_y)$, $m_x(\alpha, \beta, \delta_v, \delta_n, \delta_\varepsilon, \omega_x, \omega_y)$, $m_y(\alpha, \beta, \delta_v, \delta_n, \delta_\varepsilon, \omega_x, \omega_y)$, $m_z(\alpha, \beta, \delta_v, \omega_z)$, представляющие собой нелинейные функции. Формируемая полуэмпирическая НС-модель включает пять элементов-модулей типа «черный ящик», описывающих коэффициенты подъемной и боковой силы (C_y и C_z), коэффициенты момента тангажа m_z , рыскания m_y и крена m_x . Эти пять зависимостей требуется найти (восстановить) на основе имеющихся экспериментальных данных для наблюдаемых переменных $\alpha, \beta, \omega_x, \omega_y, \omega_z$, т. е. решить задачу идентификации аэродинамических характеристик (АДХ) самолета.

Реализованный в диссертации подход к идентификации АДХ самолета существенно отличается от традиционно принятого при решении задач данного класса. А именно, при традиционном подходе используется линеаризованное представление зависимостей для аэродинамических сил и моментов, действующих на ЛА. Решение задачи идентификации сводится при этом к нахождению по экспериментальным данным зависимостей, описывающих коэффициенты данного разложения, определяющими в которых являются частные производные безразмерных коэффициентов аэродинамических сил и моментов по различным параметрам движения ЛА ($C_y^\alpha, C_z^\beta, m_x^\alpha, m_z^{\omega_z}$ и т. п.). В отличие от этого, полуэмпирический подход реализует восстановление соотношений для коэффициентов сил C_x, C_y, C_z и моментов m_x, m_y, m_z как целостных нелинейных зависимостей, не прибегая к разложению их в ряд и линеаризации. Как и в предыдущем примере, целевое значение ошибки моделирования равно 0.01.

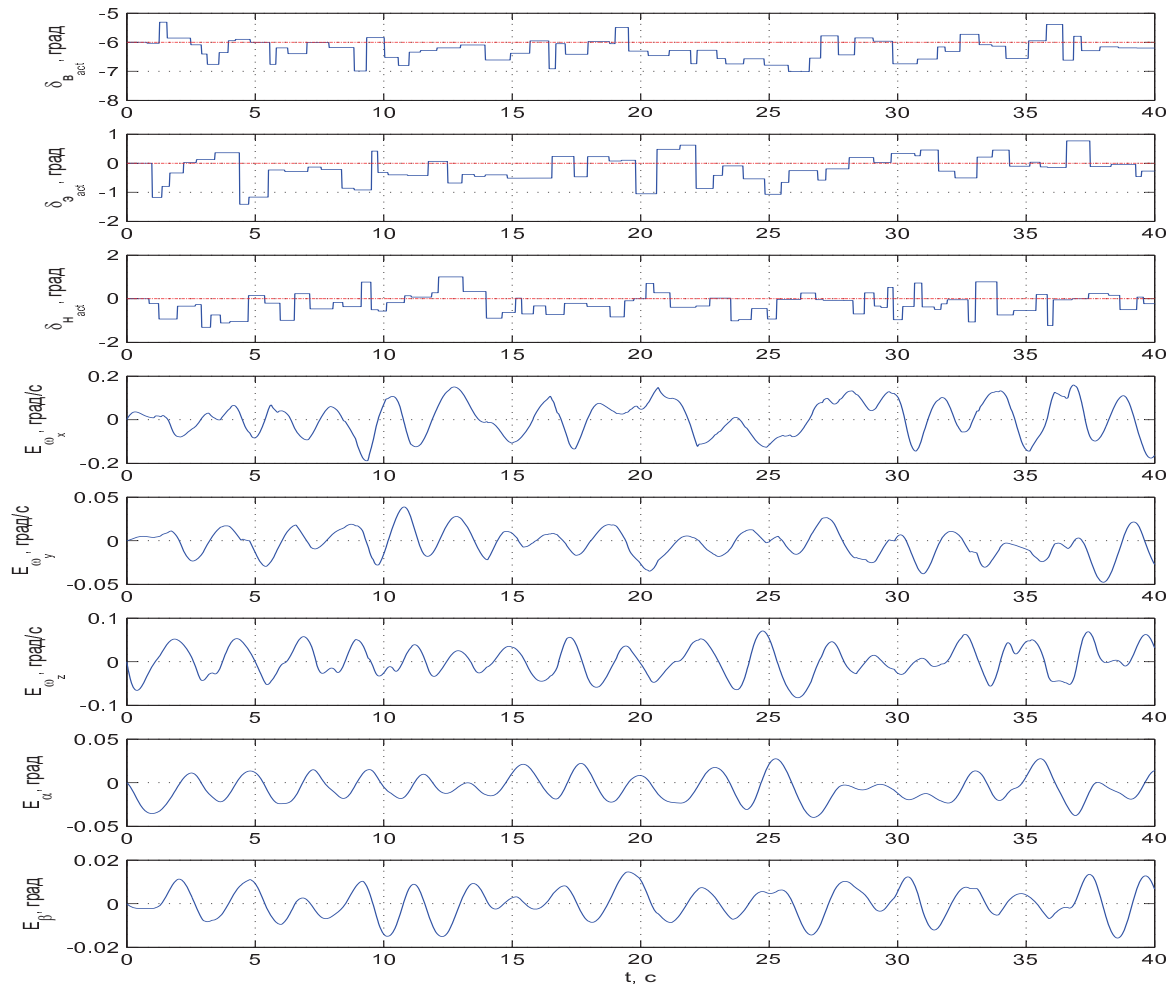


Рис. 4. Оценка обобщающей способности НС-модели после завершающего 1000-шагового этапа обучения: E_α , E_β , E_{ω_x} , E_{ω_y} , E_{ω_z} — погрешность воспроизведения соответствующих наблюдаемых величин; прямыми линиями на трех верхних графиках показаны значения управляющих величин, соответствующие тестовому маневру

Обучение проводилось на выборке $\{(u_i, y_i)\}_{i=1}^{N_P}$, полученной с помощью исходной теоретической модели на интервале времени в 20 с. Искомые зависимости реализуются как НС-модули типа «черный ящик», встроенные в полуэмпирическую модель, по одному на каждый из коэффициентов C_y , C_z , m_x , m_y , m_z . Для данной модели был успешно применен алгоритм сегментированного обучения. Текущие значения погрешностей моделирования представлены на рис. 4, типичные значения СКО по всем наблюдаемым переменным лежат в пределах от 0.015 до 0.035. Для моделей типа NARX данная задача лежит вне пределов их возможностей.

Успешно решенная задача идентификации должна, во-первых, обеспечить получение требуемой точности моделирования на всей области определения модели и, во-вторых, обеспечить восстановление с заданной точностью АДХ ЛА как соответствующих нелинейных функ-

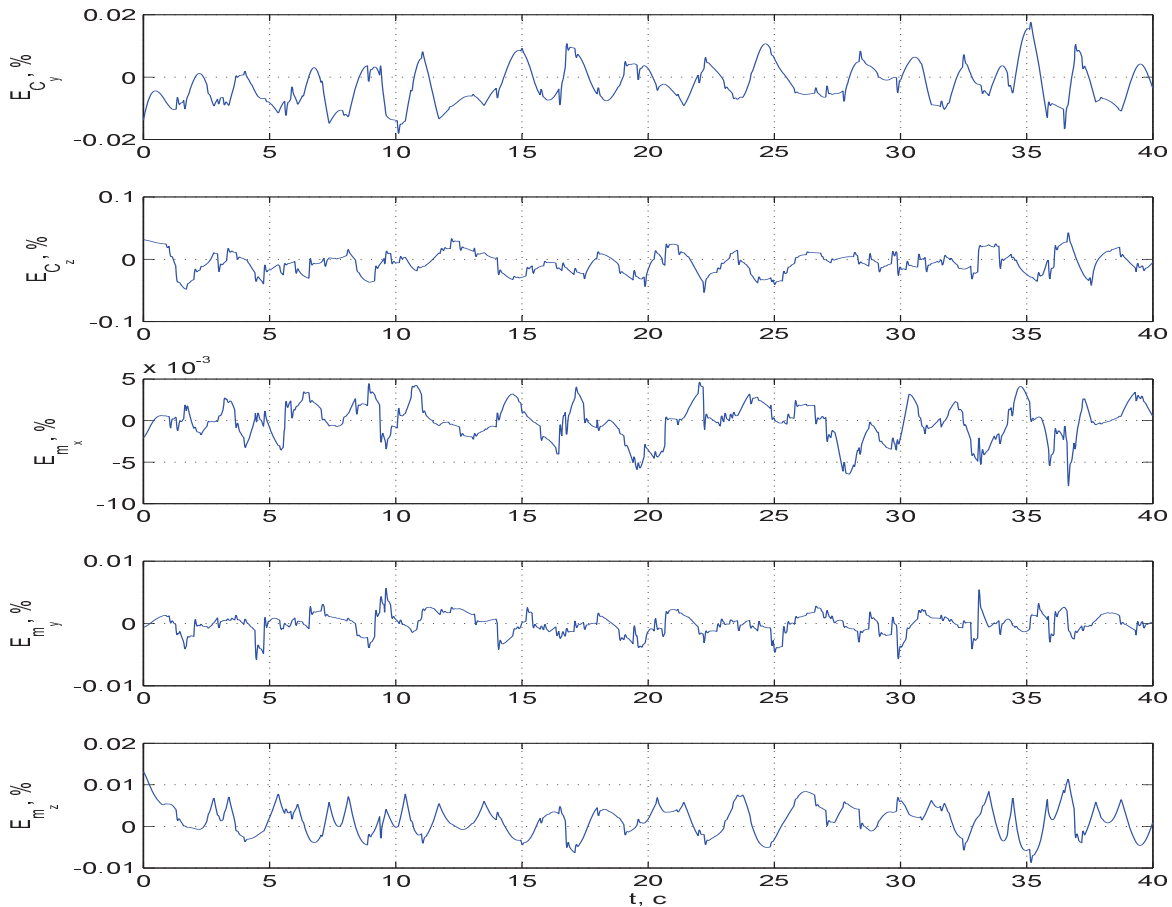


Рис. 5. Значения ошибки воспроизведения величин C_y , C_z , m_x , m_y , m_z согласно восстановленным зависимостям для них в процессе тестирования полуэмпирической модели (отнесены к диапазонам изменения этих величин, полученным при тестировании)

циональных зависимостей. Что касается первой из этих задач, из рис. 4 видно, во-первых, что ошибки по всем наблюдаемым переменным незначительны и, во-вторых, что эти ошибки с течением времени практически не растут, что свидетельствует о хороших обобщающих свойствах полученной НС-модели — модель не «разваливается» при достаточно долгом прогоне. При этом тестирование модели осуществлялось в весьма жестком режиме: из рис. 4 видно, что реализуется очень активная работа органами управления ЛА. Точность формируемой НС-модели определяется тем, как восстановлены функции, описывающие АДХ ЛА. На рис. 4 показано интегральное влияние точности восстановления функций на точность НС-модели в целом, которую следует признать вполне удовлетворительной. Чтобы ответить на вопрос, как при этом решена задача идентификации АДХ ЛА, можно извлечь из полуэмпирической модели НС-модули, отвечающие функциям для C_y , C_z , m_x , m_y , m_z , а затем сравнить выдаваемые ими значения с имеющимися экспериментальными данными. При этом типичные значения

СКО воспроизведения каждой из функций C_y , C_z , m_x , m_y , m_z соответствующим НС-модулем в проведенных экспериментах составляют: $\text{СКО}_{C_y} = 9.2759 \cdot 10^{-4}$, $\text{СКО}_{C_z} = 5.4257 \cdot 10^{-4}$, $\text{СКО}_{m_x} = 2.1496 \cdot 10^{-5}$, $\text{СКО}_{m_y} = 1.3873 \cdot 10^{-5}$, $\text{СКО}_{m_z} = 1.4952 \cdot 10^{-4}$. Это интегральная оценка точности восстановления упомянутых зависимостей. Кроме нее, представляет интерес также динамика изменения текущих значений ошибки воспроизведения величин C_y , C_z , m_x , m_y , m_z в процессе тестирования модели. Эти данные (рис. 5) показывают, что уровень ошибки по времени изменяется незначительно, существенных изменений в нем, которые могли бы отрицательно повлиять на адекватность полуэмпирической НС-модели, не обнаруживается.

Основные выводы по работе

Как следует из полученных результатов, аппарат, основанный на концепции искусственной нейронной сети, представляет собой эффективный инструмент для решения задач анализа поведения и синтеза законов управления адаптивных ДС. В то же время, НС-модели традиционного типа (в частности, NARX) для ДС, реализующие концепцию «черный ящик», существенно ограничены в своих возможностях и не позволяют решать задачи анализа и синтеза для ДС даже умеренной размерности. Задачи идентификации характеристик ДС (например, АДХ ЛА) они не позволяют решать вообще в силу своей архитектуры.

Вариантом, альтернативным по отношению к традиционным НС-моделям, являются гибридные полуэмпирические НС-модели, объединяющие теоретические знания о ДС с эмпирическими данными о ее поведении. Такие модели представляют собой высокоэффективное средство, позволяющее решать для адаптивных ДС задачи анализа поведения, синтеза управления и идентификации их характеристик. В частности, полуэмпирические НС-модели позволяют эффективно решать задачу идентификации АДХ ЛА.

Публикации, в которых отражено содержание диссертации

Монография:

1. Брусов В. С., Тюменцев Ю. В. Нейросетевое моделирование движения летательных аппаратов. – М.: Изд-во МАИ, 2016. – 192 с. ISBN 978–5–4316–0315–0.

Статьи в рецензируемых журналах из перечня ВАК РФ:

2. Морозов Н. И., Тюменцев Ю. В., Яковенко А. В. Корректировка динамических свойств объекта управления с использованием искусственных нейронных сетей // Вестник Московского авиационного института. – 2002, том 9, № 1. – с. 73–94. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)

3. Тюменцев Ю. В. Интеллектуальные автономные системы // Авиакосмическое приборостроение. – 2004, № 10. – с. 2–14. ISSN 2073–0020. (ВАК, РИНЦ)
4. Тюменцев Ю. В. Интеллектуальное управление движением летательных аппаратов с использованием средств мягких и полумягких вычислений // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2006, № 4. – с. 9–20. ISSN 1810–7206. (ВАК, РИНЦ)
5. Морозов Н. И., Тюменцев Ю. В. Возможности формирования интеллектуальных законов управления на основе средств мягких и полумягких вычислений // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2006, № 5. – с. 8–21. ISSN 1810–7206. (ВАК, РИНЦ)
6. Брусов В. С., Тюменцев Ю. В. Синтез оптимального ансамбля нейроконтроллеров для многорежимного летательного аппарата // Вестник Московского авиационного института. – 2006. – том 13, № 2. – с. 67–78. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)
7. Ефремов А. В., Оглоблин А. В., Тань В., Тюменцев Ю. В. Нейросетевая модель управляющих действий летчика // Вестник Московского авиационного института. – 2007. – том 14, № 2. – с. 53–66. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)
8. Ефремов А. В., Тань В., Тюменцев Ю. В. Оценка пилотажных свойств самолета с применением нейросетевой модели предсказания характеристик управляющих действий летчика // Вестник Московского авиационного института. – 2008. – том 15, № 1. – с. 92–108. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)
9. Ефремов А. В., Тань В., Тюменцев Ю. В. Построение и применение нейросетевой модели характеристик управляющих действий летчика для оценки и выбора пилотажных свойств самолета // Полет. – 2008. – № 6. – с. 8–16. ISSN 1684–1301. (ВАК, РИНЦ)
10. Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. Нейросетевое моделирование управляемого движения летательных аппаратов // Вестник Московского авиационного института. – 2010, том 17, № 4. – с. 5–11. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)
11. Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Применение неоднородных NARX-сетей для обнаружения отказных ситуаций // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2012. № 9. – с. 13–22. ISSN 1999–8554. (ВАК, РИНЦ)
12. Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Нейросетевые методы обнаружения отказов датчиков и приводов летательного аппарата // Электронный журнал «Труды МАИ». – 2012, № 52. – 16 с. ISSN 1727–6942. (ВАК, РИНЦ)
13. Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. Применение нейронных сетей для синтеза алгоритмов управления полетом – 1. Нейросетевой метод обратной динамики для управления полетом самолета // Известия ВУЗов. Авиационная техника. – 2013, № 2. – с. 23–30. ISSN 0579–2975. (ВАК, РИНЦ, Scopus)

14. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Применение нейронных сетей для синтеза алгоритмов управления полетом – 2. Адаптивная настройка нейросетевого закона управления // Известия ВУЗов. Авиационная техника. - 2013, № 3. – с. 34–39. ISSN 0579–2975. (ВАК, РИНЦ, Scopus)
15. *Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В., Чернышев А. В.* Нейросетевые полуэмпирические модели управляемых динамических систем // Вестник информационных и компьютерных технологий. – 2013, № 9. – с. 3–10. ISSN 1810–7206. (ВАК, РИНЦ)
16. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевой механизм адаптации при решении кусочно-постоянной задачи анализа независимых компонент // Электронный журнал «Труды МАИ». – 2014, № 78. – 20 с. ISSN 1727–6942. (ВАК, РИНЦ)
17. *Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Идентификация аэродинамических характеристики летательного аппарата: нейросетевой полуэмпирический подход // Вестник Московского авиационного института. – 2014. – том 21, № 4. – с. 13–24. ISSN 0869–6101. (ВАК, РИНЦ)
18. *Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Моделирование продольного углового движения самолета: сопоставление теоретического, эмпирического и полуэмпирического подходов // Научный вестник МГТУ ГА. – 2015, № 211 (1). – с. 116–123. ISSN 2079-0619 (ВАК, РИНЦ)
19. *Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая полуэмпирическая модель продольного короткопериодического движения маневренного самолета // Полет. – 2015, № 1. – с. 53–60. ISSN 1684–1301. (ВАК, РИНЦ)
20. *Prostov Yu. S., Tiumentsev Yu. V.* A hysteresis micro ensemble as a basic element of an adaptive neural net // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2015, Vol. 24, No. 2. – pp. 116–122. ISSN 1060–992X. (ВАК, Scopus)
21. *Ефремов А. В., Кошеленко А. В., Тяглик М. С., Тюменцев Ю. В., Тянь Вэнь Цзянь.* Математическое моделирование характеристик управляющих действий летчика при исследовании задач ручного управления // Известия ВУЗов. Авиационная техника. – 2015, № 2. – с. 34–40. ISSN 0579–2975. (ВАК, РИНЦ, Scopus)
22. *Egorchev M. V., Tiumentsev Yu. V.* Learning of semi-empirical neural network model of aircraft three-axis rotational motion // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2015, Vol. 24, No. 3. – pp. 210–217. ISSN 1060–992X. (ВАК, Scopus)
23. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая модель конечного автомата на основе гистерезисных микроансамблей // Вестник Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ». – 2015, том 4, № 5. – с. 447–453. ISSN 0579–2975. (ВАК, РИНЦ)

24. *Kozlov D. S., Tiumentsev Yu. V.* Learning of semi-empirical neural network model of aircraft three-axis rotational motion // *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. – 2015, Vol. 24, No. 4. – pp. 279–287. ISSN 1060–992X. (BAK, Scopus)

Статьи в рецензируемых сборниках трудов конференций:

25. *Брусов В. С., Тюменцев Ю. В.* Синтез оптимального ансамбля нейроконтроллеров для многорежимного летательного аппарата // *Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–99»*, Сб. науч. тр., т. 2. – ISBN 978–5–7262–1226–5. – М.: Изд-во МИФИ, 1999. – с. 190–201. (РИНЦ)
26. *Тюменцев Ю. В.* Интеллектуальные автономные системы: Вызов информационным технологиям // *Восьмая Национальная конференция по искусственному интеллекту (КИИ'2002)*, Коломна, 7–12 октября 2002 г. Труды конф., т. 2. ISBN 5–94052–056–1. – М.: Физматлит, 2002. – с. 827–836.
27. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевое адаптивное отказоустойчивое управление движением маневренного самолета // *Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2010»*, Сб. науч. тр., т. 2. – ISBN 978–5–7262–1226–5. – М.: Изд-во МИФИ, 2010. – с. 262–272. (РИНЦ)
28. *Brusov V.S., Petruchik V.P., Tiumentsev Yu. V.* Theoretical and experimental investigations of aerodynamics and flight dynamics for micro-UAV // *27th International Congress of the Aeronautical Sciences (ICAS 2010)*, 19–24 September 2010, Nice, France, CD-ROM Proceedings, ISBN 978–0–9565333–0–2. – 9 pp. (Scopus)
29. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые методы выявления отказных ситуаций // Сб. науч. тр. XIV *Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2012»*, т. 2, МИФИ, 23–27 января 2012 г. – ISBN 978–5–7262–1380–4. – М.: Изд-во МИФИ, 2012. – с. 257–266. (РИНЦ)
30. *Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая корректировка динамических свойств летательного аппарата // В кн.: *«Нейрокомпьютеры в интеллектуальных технологиях XXI века»* / Под ред. *Ю. И. Нечаева*, ISBN 978–5–88070–310–4, М.: Радиотехника, 2012. – с. 102–113.
31. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Адаптивное отказоустойчивое управление движением маневренного самолета и его нейросетевая реализация // В кн.: *«Нейрокомпьютеры в интеллектуальных технологиях XXI века»* / Под ред. *Ю. И. Нечаева*, ISBN 978–5–88070–310–4, М.: Радиотехника, 2012. – с. 192–201.
32. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Адаптивный нейросетевой закон управления пространственным движением самолета // Сб. трудов конф.: *«Информационные технологии в управлении»* (ИТУ–2012). – Санкт-Петербург, 9–11 октября 2012 г., ISBN 978–5–900780–94–8. – СПб.: ОАО Концерн ЦНИИ «Электроприбор», 2012. – с. 795–805.

33. *Егорчев М. В., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые полуэмпирические модели управляемых динамических систем // Сб. науч. тр. XV Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2013», т. 2, МИФИ, 21–25 января 2013 г., ISBN 978–5–7262–1782–6. – М.: Изд-во МИФИ, 2013. – с. 22–31. (РИНЦ)
34. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Применение нейронных сетей в контуре управления и синтез автопилота // Сб. науч. тр. XV Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2013», т. 2, МИФИ, 21–25 января 2013 г., ISBN 978–5–7262–1782–6. – М.: Изд-во МИФИ, 2013. – с. 50–59. (РИНЦ)
35. *Егорчев М. В., Тюменцев Ю. В.* Обучение полуэмпирической нейросетевой модели управляемого движения самолета // Сб. науч. тр. XVI Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2014», т. 2, 27–31 января 2014 г., ISBN 978–5–7262–1782–6. – М.: Изд-во МИФИ, 2014. – с. 263–272. (РИНЦ)
36. *Efremov A. V., Popov S. A., Nikitchenko Yu. A., Koshelenko A. V., Tiumentsev Yu. V.* Aerodynamics and flight dynamics problems of high speed vehicles and ways for their solution // Proceedings of the 29th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, St. Petersburg, Russia, Sept. 7–12, 2014. ICAS Paper 2014–0487, 8 pp. (Scopus)
37. *Egorchev M. V., Kozlov D. S., Tiumentsev Yu. V.* Neural network adaptive semi-empirical models for aircraft controlled motion // Proceedings of the 29th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, St. Petersburg, Russia, Sept. 7–12, 2014. ICAS Paper 2014–0530, 8 pp. (Scopus)
38. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Исследование нейросетевой модели на базе гистерезисных микроансамблей // Сб. науч. тр. XVII Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2015», т. 1, МИФИ, 19–23 января 2015 г., ISBN 978–5–7262–2043–7. – М.: Изд-во МИФИ, 2015. – с. 116–126. (РИНЦ)
39. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые полуэмпирические модели динамических систем, описываемых дифференциально-алгебраическими уравнениями // Сб. науч. тр. XVII Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2015», т. 2, МИФИ, 19–23 января 2015 г., ISBN 978–5–7262–2044–4. – М.: Изд-во МИФИ, 2015. – с. 10–20. (РИНЦ)
40. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые полуэмпирические модели динамических систем, представляемых в форме дифференциально-алгебраических уравнений индекса 1 // Сб. науч. тр. XVIII Международной науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2016», т. 3, МИФИ, 25–29 апреля 2016 г., ISBN 978–5–7262–2240–0. – М.: НИЯУ МИФИ, 2016. – с. 61–71. (РИНЦ)

Учебные пособия:

41. *Тюменцев Ю. В., Чернышев А. В.* Искусственные нейронные сети: основные понятия. Учебное пособие. ISBN 978–5–4316–0103–3. – М.: Изд-во МАИ, 2012. – 48 с.
42. *Тюменцев Ю. В., Чернышев А. В.* Обучение многослойных искусственных нейронных сетей прямого распространения. Учебное пособие. ISBN 978–5–4316–0102–6. – М.: Изд-во МАИ, 2012. – 48 с.

Публикации по теме диссертации в других изданиях:

43. Лукьяница А. А., Олейниченко Л. Г., Торшин А. Д., Тюменцев Ю. В. Искусственные нейронные сети и управление сложными техническими системами // Экспертные системы реального времени: М-лы семинара / Под ред. Э. В. Попова. – М.: ЦРДЗ, 1995. – с. 72–80.
44. Лукьяница А. А., Олейниченко Л. Г., Торшин А. Д., Тюменцев Ю. В. Динамические интеллектуальные системы и нейроинформатика // Динамические интеллектуальные системы: М-лы семинара / Под ред. Э. В. Попова. – М.: ЦРДЗ, 1996. – с. 84–91.
45. Брусов В. С., Олейниченко Л. Г., Тюменцев Ю. В. Синтез управляемого движения маневренных самолетов на базе нейросетевой информационной технологии // Пятая Национальная конференция по искусственному интеллекту «КИИ-96». Школа-семинар «Бортовые экспертные системы»: Сб. докладов. – Казань: Казан. гос. технич. ун-т им. А. Н. Туполева, 1996. – с. 79–86.
46. Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V. Advanced information technologies and their applications in the aeronautics // Proc. of the Second Seminar on Recent Research and Design Progress in Aeronautical Engineering and its Influence on Education (RRDPAE'96), Warsaw, 25–27 Nov. 1996. Part I / Ed. by Zdobyslaw Goraj. – Warsaw Univ. of Technology, Institute of Aeronautics and Applied Mechanics, Research Bulletin No. 6, 1997. – pp. 93–96.
47. Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V. High performance aircraft flight control based on artificial neural networks // Proc. of the Second Seminar on Recent Research and Design Progress in Aeronautical Engineering and its Influence on Education (RRDPAE'96), Warsaw, 25–27 Nov. 1996. Part I / Ed. by Zdobyslaw Goraj. – Warsaw Univ. of Technology, Institute of Aeronautics and Applied Mechanics, Research Bulletin No. 6, 1997. – pp. 97–100.
48. Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V. Some problems of intelligent flight control // Proc. of the Third Seminar on Recent Research and Design Progress in Aeronautical Engineering and its Influence on Education (RRDPAE'98), Warsaw, 23–24 Nov. 1998. Part I / Ed. by Zdobyslaw Goraj. – Warsaw Univ. of Technology, Institute of Aeronautics and Applied Mechanics, Research Bulletin No. 8, 1998. – pp. 85–89.
49. Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V. Uncertainty management methods and tools with applications to aircraft flight control system design // Proc. of the Third Seminar on Recent Research and Design Progress in Aeronautical Engineering and its Influence on Education (RRDPAE'98), Warsaw, 23–24 Nov. 1998. Part I / Ed. by Zdobyslaw Goraj. – Warsaw Univ. of Technology, Institute of Aeronautics and Applied Mechanics, Research Bulletin No. 8, 1998. – pp. 91–96.
50. Брусов В. С., Тюменцев Ю. В. Нейросетевой подход к улучшению характеристик возмущенного движения многорежимного самолета // V Всероссийская научно-техническая конференция «Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных аппаратов», Москва, МАИ, 26–28 мая 1999 г. Сб. докладов. – М.: Изд-во МАИ, 1999. – с. 21–25.

51. *Tiumentsev Yu. V.* Achievements and problems associated with artificial neural networks. – pp. 141–144 in: “Discussion on neurocomputers after ten years” / Ed. by *A. A. Frolov, A. A. Ezhov* // *Neural Network World*. – 1999, vol. 9, No. 1–2. – pp. 103–174.
52. *Тюменцев Ю. В.* Достижения и проблемы в области искусственных нейронных сетей. – с. 76–81 в книге «Дискуссия о нейрокомпьютерах» // Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–99», 19–21 янв. 1999 г. / Отв. ред. *А. А. Фролов и А. А. Ежов*. – М.: Изд-во МИФИ, 2000. – 224 с.
53. *Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V.* Dynamics adjustment for UAV by means of intelligent control tools // *Proc. of the Intern. Conf. on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle*. Kielce, Poland, May 19–21, 2004. - PL ISSN 0239–4979. – Kielce Polytechnic Institute, 2004. – pp. 33–39 (In Russian, Abstr. in English).
54. *Brusov V.S., Morozov N.I., Tiumentsev Yu. V.* Neural network approximations of UAV motion models with reference to dynamics adjustment problems // *Proc. of the International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle*. Kielce, Poland, May 19–21, 2004. – PL ISSN 0239–4979. – Kielce Polytechnic Institute, 2004. – pp. 41–48 (In Russian, Abstr. in English).
55. *Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V., Yakovenko A.V.* A neural controller synthesis for UAV dynamics adjustment // *Proc. of the International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle*. Kielce, Poland, May 19–21, 2004. – PL ISSN 0239–4979. – Kielce Polytechnic Institute, 2004. – pp. 55–62 (In Russian, Abstr. in English).
56. *Brusov V.S., Piyavsky S.A., Tiumentsev Yu. V.* Neural network based tools for uncertainty management with applications to control system design // In: “Generalized Solutions in Control Problems”. *Proc. of the IFAC Workshop GSCP–04* / Ed.: *Yu. L. Sachkov, Pereslavl-Zalessky, Russia*, September 21–29, 2004. – Moscow, 2004. – pp. 327–339.
57. *Brusov V.S., Tiumentsev Yu. V.* Adaptive and intelligent systems to solve flight control problems for advanced unmanned aerial vehicles (UAVs) // *Proc. of the 2nd International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle*. ISBN 83–88906–61–5. Kielce, Poland, May 10–12, 2006. – Kielce Polytechnic Institute, 2006. – pp. 63–70 (In Russian, Abstr. in English).
58. *Klepacki Z., Tiumentsev Yu. V.* Soft and semi-soft computing as a theoretical and computational basis to build intelligent control systems for unmanned aerial vehicles (UAVs) // *Proc. of the 2nd International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle*. ISBN 83–88906–61–5. Kielce, Poland, May 10–12, 2006. – Kielce Polytechnic Institute, 2006. – pp. 191–198 (In Russian, Abstr. in English).
59. *Klepacki Z., Tiumentsev Yu. V.* A synthesis of intelligent control systems for unmanned aerial vehicles (UAVs) using semi-soft computing techniques // *Proc. of the 2nd Intern. Conf. on Scientific Aspects of UAV*. ISBN 83–88906–61–5. Kielce, Poland, May 10–12, 2006. – Kielce Polytechnic Institute, 2006. – pp. 199–206 (In Russian, Abstr. in English).

60. *Majka A., Morozov N. I., Tiumentsev Yu. V.* Quaternion applications to describe kinematics of rotational motion for unmanned aerial vehicles // Proc. of the 2nd Intern. Conf. on Scientific Aspects of UAVs, V May 10–12, 2006. ISBN 83–88906–61–5. – Kielce Polytechnic Institute, 2006. – pp. 283–288.
61. *Ефремов А. В., Оглоблин А. В., Тань В., Тюменцев Ю. В.* Использование нейросетевой модели для описания характеристик управляющих действий летчика // Тезисы докладов 5-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2006», Москва, МАИ, 23–26 октября 2006 г. – с.52. (РИНЦ)
62. *Efremov A. V., Tiumentsev Yu. V.* Man-machine systems and aircraft control, Chapter 4.4 in “Integration of Systems with Varying Levels of Autonomy”, Techn. Report of the Task Group SCI–144, RTO–TR–017, North Atlantic Treaty Organization, Research and Technology Organization, August 2007. – 12 pp.
63. *Brusov V. S., Tiumentsev Yu. V.* Adaptive and intelligent systems to solve flight control problems for advanced unmanned aerial vehicles (UAV) // Proc. of the 7th European Micro Air Vehicle Conference (MAV–07), Toulouse, France, September 17–21, 2007. – 9 pp.
64. *Brusov V. S., Tiumentsev Yu. V.* Adaptive compositional models for controlled motion of autonomous unmanned aerial vehicles // 3rd International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle. Kielce, Poland, May 7–9, 2008. – Kielce Polytechnic Institute, 2008. – 10 pp.
65. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевое моделирование управляемого движения беспилотных летательных аппаратов // 4th International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle. Kielce, Poland, May 5–7, 2010. – Kielce Polytechnic Institute, 2010. – 10 pp.
66. *Kondratiev A. I., Tiumentsev Yu. V.* Нейросетевое нелинейное адаптивное отказоустойчивое управление движением беспилотных летательных аппаратов // 4th Intern. Conf. on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle. Kielce, Poland, May 5–7, 2010. – Kielce Polytechnic Institute, 2010. – 12 pp.
67. *Kondratiev A. I., Tiumentsev Yu. V.* Adaptive nonlinear fault-tolerant neural control for unmanned aerial vehicles // International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (IMAV 2010), 6–9 July 2010, Braunschweig, Germany, 20 pp.
68. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевое адаптивное управление движением самолета // Тезисы докл. 9-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2010», 16–18 ноября 2010 г., ISBN 978–5–905176–01–2. – М.: Изд-во МАИ, 2010. – с.20–21. (РИНЦ)
69. *Kondratiev A. I., Tiumentsev Yu. V.* Inverse dynamics approach to adaptive damage-tolerant control for unmanned aerial vehicles // International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (IMAV 2011), 12–15 September 2011, Delft, the Netherlands. – 7 pp.
70. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые методы обнаружения отказов датчиков и приводов ЛА // Тезисы докл. 10-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2011», 8–10 ноября 2011 г., ISBN 978–5–905176–05–0. – М.: Изд-во МАИ, 2011. – с. 17–18. (РИНЦ)

71. Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Применение неоднородных NARX-сетей для обнаружения отказных ситуаций // Тезисы докладов X Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 20 марта 2012 г. – с. 38. (РИНЦ)
72. Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. Применение нейронных сетей в нелинейной системе управления полетом // Тезисы докладов X Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 20 марта 2012 г. – с. 44. (РИНЦ)
73. Егорчев М. В., Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Нейросетевое моделирование управляемых динамических систем: полуэмпирический подход // Тезисы докл. 11-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2012», 8–10 ноября 2012 г., ISBN 978–5–905176–17–3. – М.: МАИ, 2012. с. 260–261. (РИНЦ)
74. Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В. Адаптивный нейросетевой закон управлением пространственным движением самолета // Сб. трудов конф.: «Информационные технологии в управлении» (ИТУ–2012). – Санкт-Петербург, 9–11 октября 2012 г., ISBN 978–5–900780–94–8. – СПб.: ОАО «Концерн ЦНИИ “Электроприбор”», 2012. – с. 795–805.
75. Егорчев М. В., Тюменцев Ю. В. Полуэмпирическое нейросетевое моделирование продольного углового движения летательного аппарата // Тезисы докл. 12-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2013», 12–15 ноября 2013 г., ISBN 978–5–905176–20–3. – М.: МАИ, 2013. – с. 46–48. (РИНЦ)
76. Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В. Мультимодальная ассоциативная нейронная сеть с контекстно-зависимой адаптацией // Тезисы докл. 12-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2013», 12–15 ноября 2013 г., ISBN 978–5–905176–20–3. – М.: МАИ, 2013. – с. 618–620. (РИНЦ)
77. Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Метод автоматической генерации полуэмпирических нейросетевых моделей // Тезисы докладов XII Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 18 марта 2014 г. – М.: ГБОУ ВПО МГППУ, 2014. – с. 65–66.
78. Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В. Адаптационный механизм корректировки весов межнейронных связей на основе анализа активности нейронной сети // Тезисы докл. XII Всерос. науч. конф. «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 18 марта 2014 г. – М.: МГППУ, 2014. – с. 49–50.
79. Егорчев М. В., Тюменцев Ю. В. Полуэмпирическое нейросетевое моделирование продольного углового движения летательного аппарата // Тезисы докл. 13-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2014», 17–21 ноября 2014 г., ISBN 978–5–206–00927–9. – М.: МАИ, 2014. – с. 613–615. (РИНЦ)
80. Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В. Применение полуэмпирических нейросетевых моделей для анализа пространственного движения летательного аппарата // Тезисы докл. 13-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2014», 17–21 ноября 2014 г., ISBN 978–5–206–00927–9. – М.: МАИ, 2014. – с. 629–631. (РИНЦ)

81. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Контекстно-зависимое распознавание образов на базе нейросетевого моделирования // Тезисы докл. 13-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2014», 17–21 ноября 2014 г., ISBN 978–5–206–00927–9. – М.: МАИ, 2014. – с. 667–669. (РИНЦ)
82. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Гетерогенные нейросетевые полуэмпирические модели динамических систем, представленных в форме дифференциально-алгебраических уравнений // Тезисы докладов XIII Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 17 марта 2015 г. ISBN 978–5–94051–122–9. – М.: ГБОУ ВПО МГППУ, 2015. – с. 95–96.
83. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая модель на базе гистерезисных микроансамблей // Тезисы докладов XIII Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 17 марта 2015 г. ISBN 978–5–94051–122–9. – М.: МГППУ, 2015. – с. 47–48.
84. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Применение нейросетевых полуэмпирических моделей для управления траекторией гиперзвукового летательного аппарата // Тезисы докл. 14-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2015», 16–20 ноября 2015 г., ISBN 978–5–7339–1092–5. – М.: МАИ, 2015. – с. 414–419. (РИНЦ)
85. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая модель адаптивного конечного автомата на основе гистерезисных микроансамблей // Тезисы докл. 14-й Межд. конф. «Авиация и космонавтика–2015», 16–20 ноября 2015 г., ISBN 978–5–7339–1092–5. – М.: МАИ, 2015. – с. 452–454. (РИНЦ)
86. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевые полуэмпирические модели динамических систем, представляемых в форме дифференциально-алгебраических уравнений индекса 2 // Тезисы докладов XIV Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 15 марта 2016 г. – М.: МГППУ, 2016. – с. 65–66.
87. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Структура и свойства адаптивной k-WTA нейронной сети на основе модели гистерезисного микроансамбля // Тезисы докл. XIV Всерос. науч. конф. «Нейрокомпьютеры и их применение», Москва, 15 марта 2016 г. – М.: МГППУ, 2016. – с. 72–73.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, полученные в ходе выполнения диссертационной работы:

88. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Моделирование нелинейных динамических систем и синтез алгоритмов отказоустойчивого адаптивного управления для них. – Свидетельство № 2012611083. Заявка № 2010616704 от 29 октября 2010 г., зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 01 февраля 2011 г.
89. *Кондратьев А. И., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая реализация метода обратной динамики для нелинейного и адаптивного управления пространственным движением самолета и моделирование за-

мкнутой системы. – Свидетельство № 2012611901. Заявка № 2011660063 от 27 декабря 2011 г., зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20 февраля 2012 г.

90. *Егорчев М. В., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевое полуэмпирическое моделирование управляемого движения летательных аппаратов. – Свидетельство № 2015611386. Заявка № 2014662472 от 04 декабря 2014 г., зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 28 января 2015 г.
91. *Простов Ю. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевая модель гистерезисного микроансамбля и ее применение. – Свидетельство № 2015660380. Заявка № 2015617137 от 03 августа 2015 г., зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 30 сентября 2015 г.
92. *Козлов Д. С., Тюменцев Ю. В.* Нейросетевое полуэмпирическое моделирование динамических систем, представляемых в форме дифференциально-алгебраических уравнений. – Свидетельство № 2015661241. Заявка № 2015617877 от 27 августа 2015 г., зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 21 октября 2015 г.

**Конференции и семинары, на которых докладывались результаты, полученные
в ходе выполнения диссертационной работы**

- Экспертные системы реального времени, семинар ЦРДЗ (1995 г.).
- Динамические интеллектуальные системы, семинар ЦРДЗ (1996 г.).
- Национальная конференция по искусственному интеллекту (КИИ-96).
- Seminar on Recent Research and Design Progress in Aeronautical Engineering and its Influence on Education (RRDPAE, 1996, 1998 гг.).
- Всероссийская научно-техническая конференция «Проблемы совершенствования робототехнических и интеллектуальных систем летательных аппаратов» (1999 г.).
- Национальная конференция по искусственному интеллекту (КИИ'2002).
- International Conference on Scientific Aspects of Unmanned Aerial Vehicle (2004, 2006, 2008, 2010 гг.).
- IFAC Workshop on Generalized Solutions in Control Problems (GSCP-04, 2004 г.).
- European Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (2007, 2010, 2011 гг.).
- International Congress of the Aeronautical Sciences (ICAS, 2010, 2014 гг.).
- Российская мультиконференция по проблемам управления (2012 г.).
- Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика» (1999, 2001, 2002, 2010–2016 гг.).
- Международная конференция «Авиация и космонавтика» (2006, 2010, 2011–2015 гг.).
- Всероссийская научная конференция «Нейрокомпьютеры и их применение» (2012, 2014–2016 гг.).
- Междисциплинарный семинар по сложным системам «Экобионика» МГТУ им. Н. Э. Баумана (2015 г.).
- Семинар по теоретическим проблемам нейроинформатики ЦОНТ ВНИИСИ РАН (2015 г.).