

Государственный научный центр Российской Федерации
АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор»
Санкт-Петербург

4–6 октября 2022 г.

15 МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИЯ ПО ПРОБЛЕМАМ УПРАВЛЕНИЯ (15 МКПУ–2022)



**МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИЯ ВКЛЮЧАЕТ В СЕБЯ РЯД КОНФЕРЕНЦИЙ,
ОБЪЕДИНЕННЫХ ОДНОЙ ИДЕЕЙ:**

XXXIII КОНФЕРЕНЦИЯ ПАМЯТИ ВЫДАЮЩЕГОСЯ КОНСТРУКТОРА
ГИРОСКОПИЧЕСКИХ ПРИБОРОВ Н.Н.ОСТРЯКОВА

«МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ТЕОРИЯ УПРАВЛЕНИЯ И ЕЕ ПРИЛОЖЕНИЯ» (МТУИП–2022)

«ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В УПРАВЛЕНИИ» (ИТУ–2022)

«УПРАВЛЕНИЕ В АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ ИМ. АКАДЕМИКА Е.А.МИКРИНА» (УАКС–2022)

«УПРАВЛЕНИЕ В МОРСКИХ СИСТЕМАХ» (УМС–2022)

МАТЕРИАЛЫ ОБЩИХ ЗАСЕДАНИЙ 4–6 ОКТЯБРЯ

15-я МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИЯ ПО ПРОБЛЕМАМ УПРАВЛЕНИЯ



**4–6 октября 2022 г.
ГНЦ РФ АО «КОНЦЕРН «ЦНИИ «ЭЛЕКТРОПРИБОР»
Санкт-Петербург**

**МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИЯ ВКЛЮЧАЕТ В СЕБЯ РЯД КОНФЕРЕНЦИЙ,
ОБЪЕДИНЕННЫХ ОБЩЕЙ ИДЕЕЙ:**

- XXXIII конференция памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н.Н. Острякова
- «Информационные технологии в управлении» (ИТУ-2022)
- «Математическая теория управления и ее приложения» (МТУИП-2022)
- «Управление в аэрокосмических системах» (УАКС-2022) имени академика Е.А. Микрина
- «Управление в морских системах» (УМС-2022)

**МАТЕРИАЛЫ
ОБЩИХ ЗАСЕДАНИЙ
4–6 ОКТЯБРЯ**

Санкт-Петербург
2022

УДК 681.51

Материалы общих заседаний 15-й Мультиконференции по проблемам управления. СПб.: АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2022. 99 с.

Сборник содержит расширенные рефераты докладов, состоявшихся на пленарном заседании 15-й Мультиконференции по проблемам управления, а также представленных на круглых столах «Искусственный интеллект» и «Наблюдатели и фильтры».

Тексты расширенных рефератов публикуются в авторской редакции.

ОРГАНИЗАТОРЫ КОНФЕРЕНЦИИ

- САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКАЯ ТЕРРИТОРИАЛЬНАЯ ГРУППА РОССИЙСКОГО НАЦИОНАЛЬНОГО КОМИТЕТА ПО АВТОМАТИЧЕСКОМУ УПРАВЛЕНИЮ
- ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР РФ АО «КОНЦЕРН «ЦНИИ «ЭЛЕКТРОПРИБОР»
- САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ИНСТИТУТ ИНФОРМАТИКИ И АВТОМАТИЗАЦИИ РАН
- САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМЕНИ В.И.УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
- УНИВЕРСИТЕТ ИТМО
- САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ПЕТРА ВЕЛИКОГО
- САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО ПРИБОРОСТРОЕНИЯ
- ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ МАШИНОВЕДЕНИЯ РАН
- ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ ИМ. В.А.ТРАПЕЗНИКОВА РАН
- ВОЕННЫЙ УЧЕБНО-НАУЧНЫЙ ЦЕНТР ВМФ «ВОЕННО-МОРСКАЯ АКАДЕМИЯ ИМЕНИ АДМИРАЛА ФЛОТА СОВЕТСКОГО СОЮЗА Н.Г.КУЗНЕЦОВА»
- ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ АВИАЦИОННЫХ СИСТЕМ («ГОСНИИАС»)
- РАКЕТНО-КОСМИЧЕСКАЯ КОРПОРАЦИЯ «ЭНЕРГИЯ» ИМЕНИ С.П.КОРОЛЁВА
- АО «НАУЧНО-ПРОИЗВОДСТВЕННОЕ ОБЪЕДИНЕНИЕ СПЕЦИАЛЬНЫХ МАТЕРИАЛОВ»

ПРИ ПОДДЕРЖКЕ:

- ОТДЕЛЕНИЯ ЭНЕРГЕТИКИ, МАШИНОСТРОЕНИЯ, МЕХАНИКИ И ПРОЦЕССОВ УПРАВЛЕНИЯ РАН
- МЕЖДУНАРОДНОЙ ОБЩЕСТВЕННОЙ ОРГАНИЗАЦИИ «АКАДЕМИЯ НАВИГАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ»
- ЖУРНАЛА «ГИРОСКОПИЯ И НАВИГАЦИЯ»
- ЖУРНАЛА «ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫЕ УРАВНЕНИЯ И ПРОЦЕССЫ УПРАВЛЕНИЯ»

ПРЕДСЕДАТЕЛЬ ПРЕЗИДИУМА

15-Й МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИИ ПО ПРОБЛЕМАМ УПРАВЛЕНИЯ
НАУЧНЫЙ РУКОВОДИТЕЛЬ АО «КОНЦЕРН «ЦНИИ «ЭЛЕКТРОПРИБОР»
АКАДЕМИК РАН **В.Г. ПЕШЕХОНОВ**

XXXIII КОНФЕРЕНЦИЯ ПАМЯТИ Н.Н.ОСТРЯКОВА

ПРЕДСЕДАТЕЛЬ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА
АКАДЕМИК РАН **В.Г. ПЕШЕХОНОВ**

ЗАМЕСТИТЕЛИ ПРЕДСЕДАТЕЛЯ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА:
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **О.А. СТЕПАНОВ**
К.Т.Н. **А.В. СОКОЛОВ**

КОНФЕРЕНЦИЯ «МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ТЕОРИЯ УПРАВЛЕНИЯ И ЕЕ ПРИЛОЖЕНИЯ» (МТУиП-2022)

СОПРЕДСЕДАТЕЛИ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА:
АКАДЕМИК РАН **Д.А. НОВИКОВ**
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **Н.В. КУЗНЕЦОВ**

КОНФЕРЕНЦИЯ «ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В УПРАВЛЕНИИ» (ИТУ-2022)

СОПРЕДСЕДАТЕЛИ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА:
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **В.Н. ВАСИЛЬЕВ**
Д.Т.Н., ПРОФ. **В.Н. ШЕЛУДЬКО**
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **Р.М. ЮСУПОВ**

КОНФЕРЕНЦИЯ «УПРАВЛЕНИЕ В АЭРОКОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ» (УАКС-2022)

СОПРЕДСЕДАТЕЛИ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА:
АКАДЕМИК РАН **С.Ю. ЖЕЛТОВ**
АКАДЕМИК РАН **В.А. СОЛОВЬЕВ**
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **М.В. СИЛЬНИКОВ**

КОНФЕРЕНЦИЯ «УПРАВЛЕНИЕ В МОРСКИХ СИСТЕМАХ» (УМС-2022)

СОПРЕДСЕДАТЕЛИ ПРОГРАММНОГО КОМИТЕТА:
АКАДЕМИК РАН **Е.И. ЯКУШЕНКО**
АКАДЕМИК РАН **С.Н. ВАСИЛЬЕВ**
ЧЛЕН-КОРРЕСПОНДЕНТ РАН **А.Ф. ЩЕРБАТЮК**

СОДЕРЖАНИЕ

ОБЩИЕ ЗАСЕДАНИЯ МУЛЬТИКОНФЕРЕНЦИИ

ПЛЕНАРНОЕ ЗАСЕДАНИЕ

В.А. Соловьев, А.А. Коваленко Высокоширотная пилотируемая орбитальная станция. Задачи управления полетом	7
А.Г. Андреев, Б.С. Коновалов, К.С. Коновалов, С.Ф. Коновалов, Д.В. Майоров, В.Е. Чулков, Д.А. Малыгин, А.Ю. Герасимчук Использование акселерометрических систем мониторинга при оценке состояния автомобильных, железнодорожных мостов и железнодорожных путей	10
М.Ю. Охтилев, Б.В. Соколов, Р.М. Юсупов Методология и технологии проактивного управления функционированием и модернизацией сложных технических объектов	14
В.В. Косьянчук, Н.И. Сельвесюк, М.В. Хлебников Пути повышения топливной эффективности магистральных воздушных судов гражданской авиации.....	17
Ю.В. Гурьев Опыт использования компьютерных технологий в гидродинамическом проектировании морских объектов и прогнозировании гидрофизических аномалий.....	21

Круглый стол ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

В.И. Городецкий Предсказание группового поведения и намерений соперника	27
В.И. Городецкий, О.Н. Граничин, П.О. Скобелев Децентрализация, самоорганизация и эмерджентный интеллект – цифровой взрыв умных технологий	40
П.О. Скобелев, А.С. Табачинский, А.А. Жиляев, О.И. Горянин, Ю.Н. Журавель Эмерджентный интеллект цифровых двойников растений для планирования стадий роста и урожайности пшеницы	55
В.А. Ерофеева, О.Н. Граничин Ускоренный алгоритм оценивания параметров для распределенных сетевых систем.....	62

Круглый стол НАБЛЮДАТЕЛИ И ФИЛЬТРЫ

О.А. Степанов, Ю.А. Литвиненко, В.А. Васильев, М.В. Басин, А.Б. Торопов, А.М. Исаев Алгоритмы калмановского типа в задачах дискретной фильтрации при наличии квадратичных нелинейностей	66
И.Б. Фуртат Синтез субпредикторов возмущений и регулируемой переменной для управления объектами с запаздывающим входным сигналом	72
А.И. Матасов Методы выпуклого анализа для решения задач оценивания	76
В.И. Ширяев, Д.В. Хаданович, Е.О. Подивилова, Д.О. Прохорова Алгоритмы гарантированного оценивания и их реализация в реальном времени.....	81
Д.В. Баландин, Р.С. Бирюков, М.М. Коган О связи детерминистской и стохастической парадигм в оценивании и фильтрации.....	84

М.В. Хлебников Разреженная фильтрация при внешних возмущениях	87
А.В. Чернодаров Адаптивная модификация H_{∞} -фильтра.....	91
А.Н. Нехороших, Д.В. Ефимов, А.Е. Поляков, И.Б. Фуртат Об упрощении синтеза конечно-временного наблюдателя	95
А.А. Бобцов, Н.А. Николаев, Р. Ортега Новый класс наблюдателей переменных состояния динамических систем, основанный на параметрической идентификации.....	97

■ ПЛЕНАРНОЕ ЗАСЕДАНИЕ ■

В. А. СОЛОВЬЕВ, А. А. КОВАЛЕНКО
(ПАО «РКК «Энергия», Королёв)

ВЫСОКОШИРОТНАЯ ПИЛОТИРУЕМАЯ ОРБИТАЛЬНАЯ СТАНЦИЯ: ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ПОЛЁТОМ

Рассмотрены новые целевые задачи проектируемой российской высокоширотной пилотируемой орбитальной станции (РОС), решение которых делает возможным размещение станции на орбите с большим углом наклона. Особенности баллистических характеристик полярной орбиты, новые задачи обусловили необходимость осуществление новых полетных операций. Показаны преемственность основных технических решений, методов планирования и управления полётом, структура наземного комплекса управления полётом РОС, обеспечивающих решение как традиционных, так и новых задач.

Введение. Целью создания пилотируемой орбитальной станции является обеспечение решения круга задач в интересах науки и экономики. Технические характеристики бортовых систем станции, в первую очередь бортового комплекса управления, параметры её орбиты диктуют требования к организации процесса управления полётом. В настоящее в составе Международной космической станции успешно функционирует российский сегмент МКС, состоящий из служебного модуля «Звезда», функционально-грузового модуля «Заря», малого исследовательского модуля №2 «Поиск», малого исследовательского модуля №1 «Рассвет», многоцелевого лабораторного модуля «Наука» и узлового модуля «Причал». Все эти разнообразные космические аппараты интегрированы в единый комплекс бортовых систем и функционируют под управлением бортового и наземного комплексов управления полётом. Наземный комплекс управления РС МКС активно взаимодействует с наземными сегментами международных партнеров по созданию и эксплуатации МКС. Это взаимодействие обеспечивает эффективное решение задач управления национальными сегментами партнеров, многочисленными пилотируемыми и грузовыми транспортными космическими кораблями, осуществляющими транспортно-техническое обслуживание МКС. Центры управления полетами непрерывно обмениваются информацией через имеющиеся интерфейсы и функционируют как единая международная система управления полётом МКС, как решая задачи по управлению полётом «своими» сегментами, так и предоставляя услуги по резервному управлению полётом сегментами партнеров.

Создание российской высокоширотной орбитальной станции (РОС) обусловлено необходимостью решения ряда задач, ранее не решавшихся на пилотируемых орбитальных станциях или решавшихся со значительными ограничениями. Эти задачи связаны с переходом от изучения космического пространства на низких околоземных орбитах к его освоению и использованию. При этом необходимо сохранить возможность решения и всех задач, решаемых на РС МКС в настоящее время. К новым задачам относятся:

- наблюдение всей территории Российской Федерации, включая высокоширотные (околополярные) районы Земли;
- исследования с участием человека в районах Земли с наименьшей защищенностью от космических излучений, где наиболее явно проявляются все воздействия открытого космического пространства (околополярные районы), что необходимо для более широкого изучения условий, в которых будут протекать будущие пилотируемые межпланет-

ные экспедиции, их влияния на экипажи и бортовые системы, проблемы с которыми могут встретиться люди и техника;

- управление полётом облака малых автоматических КА и свободно летающих модулей орбитальной станции;
- обслуживание, дозаправка, ремонт, запуск АКА с борта орбитальной станции.

Решение большинства перечисленных задач обеспечивается, если создавать РОС на низкой околоземной орбите (НОО) с высоким углом наклона: $90^\circ \dots 97^\circ$. Именно на этих орбитах возможно наблюдение всей поверхности нашей планеты, там сосредоточена большая часть автоматических КА. Радиационная обстановка похожа на обстановку в межпланетном пространстве.

Создание РОС начнется с запуска Научно-энергетического модуля (НЭМ), который будет выведен на орбиту. В дальнейшем в состав орбитальной станции последовательно будут вводиться универсальный узловой модуль, обеспечивающий интеграцию модулей в единую станцию, шлюзовой модуль для обеспечения выходов космонавтов в открытый космос, базовый модуль, целевые модули, платформа обслуживания АКА.

Новая орбитальная станция, создаваемая на высокоширотной НОО, имеет ряд особенностей, которые надо учесть при создании системы управления полётом.

Процесс управления полетом традиционно состоит из следующих этапов: планирование полёта и полётных операций, реализация полётных операций, контроль полёта (оценка состояния КА и выполнения запланированных полётных операций). На каждом из этих этапов решаются задачи с использованием различных компонентов системы управления космическим полётом, которая является сложной, многоконтурной автоматизированной человеко-машинной системой управления реальным временем. Под системой реального времени понимаются системы, которые предсказуемо (в смысле времени реакции) реагируют на непредсказуемые (по времени появления) внешние события [1]. Говоря о многоконтурной системе, подразумеваем следующие контуры управления:

1 контур – управление всеми бортовыми комплексами космического аппарата средствами бортового комплекса управления (БКУ);

2 контур – экипаж пилотируемого КА управляет бортовыми системами напрямую и посредством БКУ;

3 контур – наземный комплекс управления осуществляет управление полётом КА в целом посредством БКУ и экипажа КА.

Основные элементы будущей системы управления РОС будут создаваться на базе существующих и хорошо себя зарекомендовавших решений. К ним относятся принятая иерархия уровней планирования, временные интервалы уровней планирования, методы планирования.

Реализация полётных операций строится на базе систем автоматизированной разработки формализованных полётных процедур, методов детального планирования полётных операций на основе формализованных описаний полётных операций – формализованных полётных процедур и методов разработки массивов командно-программной информации на основе цифрового ДПП и формализованных полётных процедур.

Размещение станции на орбите с большим углом наклона создает ряд особенностей станции как объекта управления:

- наличие зон радиовидимости наземных КИП на всех витках (нет зон глухих витков);
- короткие зоны радиовидимости наземных КИП ($\approx 10 \dots 15$ мин на витке);
- ограниченные возможности связи между НКУ и РОС через МКСП «Луч» в приполярных зонах (широты выше 85°).

Указанные ограничения могут быть полностью или частично сняты использованием методов отложенного командно-программного управления (программно-временное управление). Эти методы нашли широкое применение в процессе управления полётом РС МКС. Программно-временное управление заключается в формировании бортовых программ полёта, которые закладываются в БКУ по КРЛ в зоне радиовидимости НКУ или МКСП. Все управляющие воздействия формируются БКУ как заданная функция времени в соответствии с детальным планом полёта (выдача команд по временным условиям). Период исполнения такой БПП определяется ёмкостью памяти БВС и задачами целевого использования КА, т.е. длительностью интервала детального планирования и реализации.

Расширенный метод программно-временного метода управления: команды выдаются не только по временным, но и по логическим условиям. Управляющие команды формируются как функция не только времени t , но и измеряемых и прогнозируемых параметров текущего состояния КА, значений исходных данных, необходимых для выполнения целевых функций КА. Такой метод обеспечивает высокую автономность, оперативность и точность управления[2]. Таким образом, существующие методы полностью обеспечивают управление полетом РОС на высокоширотной НОО.

Новые целевые и служебные задачи РОС окажут влияние и на программу полёта, которая будет иметь следующие особенности:

- полный объем служебных операций, включая операции дооснащения, ремонтно-восстановительные работы на участках пилотируемого полёта;
- сокращенный объем полетных операций на беспилотных участках программы полёта;
- невозможность проведения оперативных ремонтно-восстановительных работ на беспилотных участках программы полёта;
- необходимость регулярного периодического выполнения консервации и расконсервации станции;
- стыковки с беспилотной станцией (пилотируемых и грузовых транспортных кораблей);
- управлением полетом при выполнении совместных операций с транспортными кораблями трех типов (ТПК «Союз», ТК «Прогресс», ТК «Орел»);
- длительный период одновременного полёта двух орбитальных станций – МКС и РОС.

Дополнительно возникают принципиально новые виды полетных операций:

- инспекция автоматических КА;
- техническое обслуживание автоматических КА;
- запуск автоматических КА;
- стыковки/расстыковки автоматических КА;
- управление полётом облака малых автоматических КА.

Одновременное управление полётом двух орбитальных станций практически отработано в периоды одновременного полёта станций «Салют-7» и «Мир», «Мир» и РС МКС. Возможные конфликты задействования ресурсов средств НКУ разрешаются на уровне детального планирования и оперативного планирования сеансов связи, разделения потоков информации между наземным контуром управления и МКСР.

Наземный комплекс управления высокоширотной орбитальной станции будет создаваться на базе НКУ РС МКС. Дополнительно требуется задействование НИП в северной части России для обеспечения обмена информацией между ЦУП и РОС в приполярной области. При этом основной инструмент управления полётом РОС – это существующая многоцелевая космическая система ретрансляции (МКСР) «Луч» на базе группировки спутников-ретрансляторов типа «Луч-5» на ГСО.

ЛИТЕРАТУРА

1. Микрин Е.А. Бортовые комплексы управления космическими аппаратами и проектирование их программного обеспечения. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003.
2. Программно-математическое обеспечение АСУ космическими аппаратами. Под редакцией Д.А. Ловцова. М., 1995.
3. Энциклопедия «Машиностроение». М.: «Машиностроение». Том IV-22 под редакцией В.П. Легостаева.

V.A. Soloviev, A.A. Kovalenko (S.P. Korolev RSC Energia, Korolev)

High-latitude manned orbital stations. Mission control tasks

The new target tasks of the projected Russian high-latitude manned orbital station ROS are considered, the solution of which makes it possible to place the station in orbit with a large inclination angle. The peculiarities of the ballistic characteristics of the polar orbit, new tasks necessitated the implementation of new flight operations. The continuity of the main technical solutions, methods of planning and flight control, the structure of the ground-based flight control complex ROS, providing solutions to both traditional and new tasks, are shown.

А. Г. АНДРЕЕВ

(ПАО «Пермская научно-производственная приборостроительная компания», Пермь)

Б. С. КОНОВАЛОВ, К. С. КОНОВАЛОВ

(ООО «Инженерный центр диагностики», Москва)

С. Ф. КОНОВАЛОВ, Д. В. МАЙОРОВ, В. Е. ЧУЛКОВ, Д. А. МАЛЫХИН

(МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва)

А. Ю. ГЕРАСИМЧУК

(Мостоиспытательная станция №8 Центра диагностики и мониторинга устройств инфраструктуры
ПАО «РЖД», Москва)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АКСЕЛЕРОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ МОНИТОРИНГА ПРИ ОЦЕНКЕ СОСТОЯНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ, ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНЫХ МОСТОВ И ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНЫХ ПУТЕЙ

В сообщении дается описание мобильной и стационарной акселерометрических систем мониторинга, позволяющих проводить оценку состояния мостов различного назначения и железнодорожных путей. Описываются выявленные при мониторинге объектов различного назначения требования, предъявляемые к акселерометрическим системам.

Дается описание отработанной методики испытаний мостов и иных сооружений в процессе их штатной эксплуатации с применением акселерометрической системы мониторинга, позволяющей достоверно и заблаговременно выявлять причины развивающегося разрушения конструкции. Приведены результаты обследования ряда мостов и зданий.

Также приводится описание использования акселерометрических систем мониторинга для контроля состояния железнодорожных путей, когда система устанавливается внутри вагона поезда при его штатном движении по маршруту, выявляет наличие участков пути с недопустимо большим вибрационным движением вагона и определяет координаты этого участка для проведения последующих ремонтных работ.

Введение. История создания в МГТУ им. Н.Э. Баумана универсальной акселерометрической системы мониторинга (УАСМ) началась в 1998 г. В это тяжелое постперестроечное время кафедры «приборы и системы ориентации, стабилизации и навигации», стремясь сохранить свой преподавательский состав и научные кадры в условиях практически полного отсутствия какого-либо финансирования своей учебной и научно-исследовательской деятельности от государства, начиная с начала 90-х годов стала активно вести разнообразные работы с университетами и промышленными предприятиями Южной Кореи, Китая, США, Франции, Канады, Сирии. Тематика работ относилась к нетрадиционному, гражданскому применению разрабатываемых навигационных приборов и систем, в первую очередь в области, имевшей отношение к вопросам разведки нефтяных и газовых месторождений, навигации при бурении нефтяных и газовых скважин. К 1998 г. научная группа кафедры, включавшая в свой состав ряд высококвалифицированных конструкторов, разработчиков и исследователей ряда промышленных приборостроительных организаций России, с которыми кафедра имела многолетние связи, уже получила заметный авторитет у своих зарубежных заказчиков. Благодаря этому на кафедру обратилась одна небольшая фирма из Южной Кореи с предложением разработать систему мониторинга для контроля мостов и зданий как в процессе их строительства, так и в процессе эксплуатации. Просьба была вызвана двумя крупными авариями: обрушением пролета автомобильного моста в г. Сеуле и разрушением универмага «Самсунг» в г. Пусане. Обе аварии сопровождались большим количеством жертв.

Системы мониторинга, построенные на базе поплавковых акселерометров и наклономеров. В мире, особенно в США, широко использовались акселерометрические датчики (в основном пьезоэлектрические виброметры и MEMS-акселерометры), с помощью которых исследовались движения полотна опор и мостов, а также движения зданий. В отличие от западных

разработчиков коллектив кафедры для исследования мостов и зданий использовал сверхпрецизионные акселерометры и наклонометры, справедливо полагая, что с их помощью на ранних стадиях могут быть выявлены признаки начинающегося разрушения конструкций. В качестве датчиков на первом этапе создания акселерометрической системы мониторинга были использованы поплавковые маятниковые компенсационные наклонометры и акселерометры В-1901, в разработке и испытаниях которых в НПЦАП им. академика Пилюгина принимали участие авторы доклада. В приборах В-1901 использовались платино-серебряные растяжки в качестве опор, оптические датчики угла и магнитоэлектрические плунжерные датчики момента. Приборы обладали высочайшей разрешающей способностью и стабильностью нуля. При имеющихся разрешающей способности и стабильности приборы имели полосу пропускания ~ 200 Гц и весьма малый уровень выходного шума. Столь высокие выходные характеристики приборов В-1901 позволили создать систему мониторинга, обеспечивающую измерение следующих параметров движения конструкций:

- угловых наклонов в процессе эксплуатации в течение нескольких месяцев с разрешением и стабильностью нуля $\sim 0,1$ угл. с;
- натуральных частот колебаний путем построения псевдоспектров вибрационных движений конструкции в диапазоне частот от 0,01 до 30 Гц, причем благодаря сверхвысокой разрешающей способности приборов в отличие от систем мониторинга иных российских и зарубежных разработчиков для определения натуральных частот исследуемую конструкцию не требуется подвергать внешним ударным воздействиям. В описываемой в докладе системе исследуются только движения, вызванные эксплуатационными возбуждающими воздействиями (движением транспорта, ветровыми воздействиями, гидродинамическими воздействиями рек на устой мостовых сооружений, движением лифтов и перемещением персонала, солнечной радиацией и т.п.).

С помощью акселерометрической системы были проведены обследования большого числа мостов и зданий как в России, так и за рубежом. В результате полученного опыта обследования различных строительных конструкций и сооружений удалось сформировать требования к характеристикам систем мониторинга, которые необходимо обеспечивать для успешной и достоверной оценки состояния различных строительных конструкций и сооружений:

- разрешающая способность по вибрационным ускорениям – не хуже 1 мкг;
- частотный диапазон измеряемых вибродвижений – не менее 200 Гц;
- разрешающая способность по углу наклона – не хуже 0,5 угл. с при времени осреднения 100 с;
- временная стабильность нулевого сигнала наклонометров – не хуже 0,5 угл. с за сутки и не хуже 2 угл. с за месяц.

Такие точностные характеристики могут иметь прецизионные поплавковые акселерометры и наклонометры, но только в случае соблюдения специальных требований, например при использовании термостатирования блока приборов. Но следует заметить, что поплавковые приборы дефицитны, т.к. выпускаются малыми партиями и имеют сверхвысокую стоимость, что делает их недоступными для применения в серийных системах мониторинга.

Системы мониторинга, построенные на базе акселерометров Q-flex и Si-flex. Обычные навигационные акселерометры, например Q-flex и Si-flex-типов, на первый взгляд, не годятся для использования в системах мониторинга, так как имеют:

- диапазон измерения ускорений в десятки g вместо 0,1g (для приборов-наклонометров) и 1,2g (для вертикального акселерометра);
- временную и температурную нестабильность нулевого сигнала в пределах нескольких десятков угловых секунд за сутки, которая может достигать до единиц угловых минут на длительных отрезках времени, особенно после циклических изменений температуры;
- уровень шума на выходе прибора существенно превышает допустимые значения.

Однако существует ряд особенностей работы акселерометров в системах мониторинга, позволяющих уменьшить влияние отмеченных недостатков приборов Q-flex и Si-flex. Проблема уменьшения диапазона измерения может быть решена путем увеличения эталонного сопротивления в цепи датчика момента приборов и соответствующего подбора корректирующей цепи

для формирования необходимой полосы пропускания (200 Гц). Так как системам мониторинга не требуется малое время готовности к работе, в них возможно использовать систему термостабилизации блока акселерометров. Температура термостатирования выбирается неизменной на весь период измерений и выше на 10°C максимальной ожидаемой температуры окружающей среды. Установленная температура поддерживается стабильной с точностью $\pm 0,05^{\circ}\text{C}$ в течение всего периода измерений. Основание системы мониторинга после ее включения с помощью регулируемых опор выставляется в положение, при котором сигналы наклономеров близки к нулю. После двухчасового прогрева, когда прекращается дрейф выходных сигналов акселерометров, их выходной сигнал принимается за точку отсчета и начинается измерение углов наклона исследуемой конструкции. При таком подходе к измерению приборы находятся в практически невозмущаемом состоянии с точки зрения механических воздействий (вибраций и ударов), не подвергаются циклическим изменениям температуры. Так как выходной сигнал наклономеров близок к нулю, то на их точности не сказывается нестабильность масштабного коэффициента. Все это позволяет использовать в системе мониторинга приборы, серийно выпускаемые приборостроительными компаниями, в том числе и приборы, не удовлетворившие по результатам испытаний требованиям технического задания, применяемые со стороны БИНС. Таким образом, в системе мониторинга возможно использование бракованных приборов, имеющих существенно более низкую стоимость по сравнению с кондиционными приборами БИНС. У подобных приборов необходимо проверять временную стабильность в условиях, соответствующих условиям работы в системе мониторинга. При создании систем мониторинга использовались некондиционные навигационные акселерометры ДА-15 и ДА-15М, отбракованные из серийно выпускаемых Пермской научно-производственной приборостроительной компанией (ПНППК) приборов. Приборы с параллельными измерительными осями монтировались по 6 штук в общем кронштейне, устанавливались в термостатируемую камеру на развязанном фундаменте испытательного участка ПНППК, и в течение двух недель регистрировались их выходные сигналы. Все 6 акселерометров формировали одинаковые сигналы, причем по согласованным изменениям их сигналов можно судить о нестабильности углового положения самого развязанного фундамента, на котором проводится эксперимент. Испытания позволили получить из некондиционных приборов, скопившихся в ПНППК за многие годы выпуска приборов ДА-15 и ДА-15М, более 100 наклономеров с дрейфом нуля менее $0,5$ угл. с за сутки и менее 1 угл. с за месяц, которые были использованы при создании ряда опытных образцов систем мониторинга. В настоящее время ПНППК готов приступить к серийному выпуску как мобильных, так и стационарных систем мониторинга для использования в строительстве, проверки состояния железнодорожных и автомобильных мостов, контроля зданий и оборудования АЭС.

Заключение. Одновременно с совершенствованием конструкции и схем систем мониторинга велись работы по расширению их функциональных возможностей, которые способствовали превращению их в универсальные. Среди них комплектация систем мониторинга промышленным компьютером, обеспечивающим беспроводную передачу информации без потери данных. Это обеспечило возможность использования системы в качестве сейсмографа в составе приборов АЭС, своевременно осуществляющих остановку реакторов при начале землетрясений. У сейсмографов АЭС должна быть обеспечена безотказность выдачи информации даже при выходе из строя одного наклономера. Для ее обеспечения в системе было решено применить резервирование приборов с использованием 3 наклономеров вместо 2.

Другое направление развития систем было предложено службами эксплуатации метрополитена г. Мехико. Перед авторами доклада была поставлена задача применения системы мониторинга для контроля состояния железнодорожного пути метрополитена города Мехико. Необходимо было, измеряя колебания вагонов движущегося на эксплуатационной скорости состава, определить отрезки пути с недопустимым уровнем вибраций и угловых колебаний и определить координаты этих участков. Для реализации измерений система мониторинга устанавливалась на полу вагона поезда и регистрировались вибрации и ускорения продольного и поперечного движения вагона. Привязка дефектных участков пути к отрезку между двумя станциями метро осуществлялась путем интегрирования продольного ускорения состава, а ошибка определения местоположения дефектного участка, возникающая вследствие отсутствия гироскопической вертикали в системах мониторинга, информирующей об угле наклона пути, устранялась

с учетом того, что остановки состава принимались эквивалентными точкам ZUPТ, используемым для коррекции наземных навигационных систем. Естественно, данный метод в системе мониторинга применим только в случае относительно небольших перегонов между остановками состава (до 3-5 км).

ЛИТЕРАТУРА

1. Elizarov, A.A., Konovalov, B.S., Konovalov, S.F., Mayorov, D.V., Polynkov, A.V., Trunov, A.A., Yurasov, V.V., Kwan Sup Lee, The system of diagnostics of a construction structure state, Proceedings of 9th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems, St.-Petersburg, Electropribor, 2002.
2. Коновалов С.Ф., Майоров Д.В., Пономарёв Ю.А. Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. 2015. №4. С. 51–61.
3. Konovalov, S.F., Mayorov, D.V., Ponomarev, Yu.A., Solovieva, T.I., High-precision smart system on accelerometers and inclinometers for Structural Health Monitoring: development and applications. Engineering and Applied Sciences, Proceedings of 12TH FRANCE-JAPAN AND 10TH EUROPE-ASIA CONGRESS ON MECHATRONICS. Mie University, Japan, 2018.

A.G. Andreev (PJSC «Perm Research and Production Instrument-Making Company», Perm, Russia); B.S. Konovalov, K.S. Konovalov (LLC «Engineering Center for Diagnostics», Moscow, Russia); S.F. Konovalov, D.V. Mayorov, V.E. Chulkov, D.A. Malykhin (Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia); A.Yu. Gerasimchuk (Bridge test station № 8 of Center for Diagnostics and Monitoring of Infrastructure Devices of PJSC Russian Railways, Moscow, Russia)

Application of accelerometer-based monitoring systems for road, bridges, and railways diagnostic

The report provides a description of mobile and stationary accelerometer-based monitoring systems that allow assessing the state of bridges for various purposes and railways. The requirements for accelerometric systems revealed during the monitoring of various purposes objects are described.

A description of the proven methodology for testing bridges and other structures is given. An accelerometric monitoring system makes it possible reliably and in advance to identify the causes of the developing destruction of the structure in the course of structures regular operation. The results of a survey of a number of bridges and buildings are presented.

In addition, a description of accelerometric monitoring systems for monitoring the state of railway tracks, when the system is installed inside a train car during its regular movement along the route is given. The system detects the presence of track sections with unacceptably large vibrational movement of the car, and determines the coordinates of this section for subsequent repair work.

М. Ю. ОХТИЛЕВ, Б. В. СОКОЛОВ, Р. М. ЮСУПОВ

(Санкт-Петербургский федеральный исследовательский центр Российской Академии наук,
Санкт-Петербург)

МЕТОДОЛОГИЯ И ТЕХНОЛОГИИ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ФУНКЦИОНИРОВАНИЕМ И МОДЕРНИЗАЦИЕЙ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

Главная особенность задач проактивного управления функционированием и модернизацией сложных технических объектов (СТО) состоит в том, что их решение предполагает комплексное исследование соответствующей задачи структурно-функционального синтеза нового облика модернизируемой СТО; задачи определение срока, к которому необходимо завершить модернизацию; задачи синтеза технологий и плана функционирования и модернизации СТО; задачи синтеза и эффективной реализации управляющих воздействий, обеспечивающих оптимальное выполнение сформированной технологии и плана. В докладе предложены методы и технологии решения перечисленных задач.

Введение. Центральной проблемой при управлении функционированием и модернизацией крупномасштабного СТО (в том числе и интегрированной АСУ подвижными объектами (ПДО), которая в докладе рассматривается в качестве примера) является проблема многокритериального выбора (синтеза) его структур, под которыми понимаются элементы, а также соответствующие множества взаимосвязей (отношений) между элементами. Как правило, при рассмотрении СТО выделяют несколько видов структур: топологическая, техническая, функциональная (технологическая), структура программно-математического и информационного обеспечения, обеспечивающего эффективное и устойчивое функционирование СТО, а также целый ряд других структур [1].

Проведенный анализ показал, что для решения рассматриваемой проблемы многокритериального синтеза необходимо заранее решить множество взаимосвязанных научно-технических задач, в состав которого должны войти: задача структурно-функционального синтеза нового облика модернизируемой СТО; задача определение срока, к которому необходимо завершить модернизацию; задача синтеза технологий проведения модернизации СТО; задача синтеза комплексного плана функционирования и модернизации СТО; задача синтеза и эффективной реализации управляющих воздействий, обеспечивающих оптимальное выполнение плана проведения функционирования и модернизации СТО в конкретных условиях обстановки.

Анализ результатов, полученных зарубежными и отечественными учеными, при решении перечисленных выше задач показал, что они содержат теоретические и практические разработки, нацеленные на изолированное решение задач синтеза технологий и планов функционирования и модернизации отдельных элементов и подсистем СТО, а также их фрагментарное согласование. Указанный уровень исследований и полученные результаты традиционно объясняются большой размерностью рассматриваемых задач, наличием структурной динамики СТО, а также сложностью учета факторов многокритериальности при оценивании эффективности СТО и неопределенности воздействия внешней среды. В этих условиях особую актуальность и значимость приобретает постановка и решение новой научно-технической проблемы разработки методологических и методических основ совместного решения задач многокритериального синтеза технологий и программ (планов) проактивного управления функционированием и модернизацией СТО для различных сценариев изменения внешней обстановки.

В докладе предлагается новая системно-кибернетическая методология, а также комплекс логико-динамических моделей, методов, алгоритмов и методик совместного решения задач проактивного управления функционированием и модернизацией СТО, базирующихся на фундаментальных и прикладных результатах, полученных к настоящему моменту времени в междисциплинарной отрасли системных знаний и, прежде всего, в таких ее направлениях как системология, некибернетика и информатика, а также позволяющих в отличие от ранее предложенных частных подходов обеспечить доказательное обоснование полноты, замкнутости и непротиворечивости результатов, которые планируется получить в ходе выполнения исследований.

Основные результаты исследований. В докладе в качестве основной методологии для решения рассматриваемых задач была выбрана *системно-кибернетическая методология*, базирующаяся на трех фундаментальных концепциях – *концепции комплексного моделирования, проактивного управления и интеллектуализации управления*. Для конструктивной реализации на практике новой концепции управления ЖЦ СТО, а именно концепции проактивного управления данными ЖЦ, необходимо создание соответствующих методологических, методических и технологических основ, в ходе формирования которых авторы доклада разработали две новые прикладные теории: теорию проактивного управления ЖЦ СТО и соответствующими АСУ, а также теорию многокритериального оценивания и выбора наиболее предпочтительных моделей и полимодельных комплексов (ПМК), описывающих процессы функционирования СТО и соответствующих АСУ на различных этапах их ЖЦ. При этом были получены следующие новые научные результаты:

- новый системно-кибернетический подход к описанию задач проактивного управления жизненным циклом СТО, основанный на многокритериальном выборе, анализе, оценивании и использовании нового класса логико-динамических моделей и полимодельных комплексов;
- методологию проектирования, разработки, внедрения и эксплуатации информационно-аналитических систем (ИАС), позволяющую перейти от традиционно принимаемых эвристических управленческих решений к проактивному управлению СТО;
- методы и технологии повсеместного использования киберфизических систем и интеллектуальных интерфейсов, обеспечивающие проактивное управление СТО не только на информационном, технологическом, но и на организационном уровнях, реализованные в виде нового модельно-алгоритмического обеспечения ИАП для решения различных классов задач моделирования, мониторинга, прогнозирования и проактивного управления СТО (в том числе на этапах его модернизации и функционирования).

Практическая составляющая выполненных исследований базировалась, во-первых, на широком использовании при проактивном управлении функционированием и модернизацией СТО киберфизических систем, обеспечивающих соответствующие процессы управления с обратной связью постоянно актуализируемой и обрабатываемой информацией, и, во-вторых, на интеллектуальных интерфейсах с элементами визуального программирования, позволяющих различным категориям пользователей на профессиональном языке осуществлять адаптивное взаимодействие с платформой в ходе проактивного управления на всех этапах ЖЦ СТО. При этом интеллектуальные интерфейсы обеспечивают тиражируемость извлекаемых у экспертов знаний о состоянии СТО для последующего внедрения их в аналогичные смежные системы на основе использования новых логико-алгебраических и логико-лингвистических моделей, созданных для описания рассматриваемых изделий и базирующихся на постулатах теории искусственного интеллекта, инженерии знаний, теории управления. В целом разработанные модели, методы и алгоритмы проактивного управления ЖЦ СТО позволяют, в отличие от традиционно реализуемого на практике реактивного управления, заранее предотвращать предпосылки (а не последствия) возникновения нештатных (критических) ситуаций за счет целенаправленно сформированной структурно-функциональной избыточности. Разработанная методология и технологии управления ЖЦ СТО, принципиально отличаются от разрабатываемых за рубежом технологий CL2M (Closed Loop Lifecycle Management – управление ЖЦ с обратной связью) тем, что они базируются на концепции проактивного (упреждающего) управления.

Заключение. Разработанные методология и технологии проактивного управления функционированием и модернизацией СТО получили широкую практическую реализацию в различных предметных областях. Так, например, при эксплуатации систем проактивного управления наземными техническими объектами на космодромах и в центрах управления полетом достигнуто: повышение до 80% общего количества аналитически обосновываемых и принимаемых управленческих решений за счет систематизации исходных данных и знаний при наличии в них некорректных сведений и применения многокритериального анализа и выбора большего числа альтернатив по сравнению с эвристическими подходами; сокращение на 50% времени планирования и принятия управленческих решений на основе их полимодельного описания и за счет комплексной обработки и анализа в реальном масштабе времени информации о техническом

состоянии ракет-носителей, разгонных блоков, космических аппаратов. В другой предметной области, связанной с эксплуатацией единых систем управления защитой ядерных реакторов на атомных электростанциях России, за счет использования разработанного специального программно-математического обеспечения удалось обеспечить сокращение на 50% времени на принятие решений при проактивном управлении безопасностью за счет многовариантного прогнозирования и диагностирования неисправностей системы управления ядерным реактором и контекстной выдачи советов оператору в аварийных ситуациях, а также сократить в 10-15 раз длительность цикла разработки и внедрения новых версий информационных систем управления за счет интеграции и согласованности информационных потоков и ресурсов, а также использования уникальных человеко-машинных интеллектуальных интерфейсов и средств визуального проектирования [2–3].

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-19-00767.

ЛИТЕРАТУРА

1. Цвиркун А.Д., Акинфиев В.К., Филиппов В.А. Имитационное моделирование в задачах синтеза структуры сложных систем: Оптимизационно-имитационный подход. М.: Наука, 1985. 172 с.
2. Охтилев М.Ю., Соколов Б.В., Юсупов Р.М. Интеллектуальные технологии мониторинга и управления структурной динамикой сложных технических объектов М.: Наука, 2006. 410 с.
3. Потрясаев С.А. Синтез технологий и комплексных планов управления информационными процессами в промышленном интернете: дис. ... докт. техн. наук: 05.13.11, 05.13.01. Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН, Санкт-Петербург, 2021. 312 с.

M.Yu. Okhtilev, B.V. Sokolov, R.M. Yusupov (St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, Saint-Petersburg)

Methodology and technologies of proactive control of the functioning and modernization of complex technical objects

The main feature of the tasks of proactive management of the functioning and modernization of complex technical objects (CTO) is that their solution involves a comprehensive study of the corresponding task of structural and functional synthesis of the new appearance of the modernized CTO; the task of determining the deadline by which it is necessary to complete the modernization; the task of synthesis of technologies and the plan of functioning and modernization of CTO; the task of synthesis and effective implementation of control actions that ensure optimal implementation of the formed technology and plan. The report suggests methods and technologies for solving these problems.

В. В. КОСЬЯНЧУК, Н. И. СЕЛЬВЕСЮК
(ФАУ «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем», Москва),

М. В. ХЛЕБНИКОВ
(ФГБУН «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН», Москва)

ПУТИ ПОВЫШЕНИЯ ТОПЛИВНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ МАГИСТРАЛЬНЫХ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ ГРАЖДАНСКОЙ АВИАЦИИ

Рассматривается задача оптимизации высотно-скоростного профиля магистрального воздушного судна гражданской авиации при фиксированном времени прибытия. Разработан легко реализуемый алгоритм взаимосвязанной оптимизации этапов набора высоты и крейсерского полета воздушного судна, способный обеспечить экономию расхода топлива до 1,5% на этапе набора высоты и – при использовании прогнозных значений температуры реальной атмосферы на маршруте – до 3% на этапе крейсерского полета.

Полученные результаты могут использоваться для модернизации существующих и разработки новых систем самолетовождения для всех типов магистральных воздушных судов.

Введение. Задача оптимизации маневрирования воздушных судов была и остается крайне актуальной, требуя новых подходов и решений с развитием авиации и возможностей вычислительных систем [1, 2]. Проблема снижения расхода топлива обусловлена не только экономическими критериями, но и необходимостью сокращения выбросов CO₂. С ростом вычислительной мощности бортовых систем для решения этой задачи могут применяться современные математические методы.

В докладе рассматривается задача оптимизации высотно-скоростного профиля полета с учётом прогнозных значений температуры воздуха и скорости ветра на разных высотах, обеспечивающего снижение расхода топлива в рамках совершающегося полета. Особенность рассматриваемой задачи – это исходное требование фиксированного времени прибытия, определяемого расписанием. Таким образом, задача состоит в минимизации расхода топлива при полете на заданное расстояние за заданное время. При этом предполагается, что оптимизация профиля скорости и высоты периодически обновляется в процессе полета с учетом фактического местоположения воздушного судна и параметров полета, поэтому весьма важен вопрос разработки процедуры оптимизации с невысокой вычислительной сложностью для получения результата расчетов за несколько минут с учетом ограниченных вычислительных ресурсов на борту воздушного судна.

В рамках проведенного исследования сформулированы задачи оптимизации для этапов набора высоты и крейсерского полета, разработан поисковый метод оптимизации с учётом ограничений, а также предложена эффективная процедура моделирования расхода топлива как целевой функции оптимизации.

Существующие подходы к проблеме. В [3] рассмотрен выбор оптимальной скорости при полете на постоянной высоте как решение задачи оптимального управления (вариационной задачи). Получено аналитическое решение, при этом использована упрощенная модель расхода топлива, а также не учитываются ветровые условия. Изменение скорости для такого режима непрерывное. Альтернативным подходом является разбиение траектории полета на интервалы и оптимизация скоростного профиля на этих интервалах (на постоянной высоте). В [4] сделана попытка найти точное решение задачи об оптимальной скорости на каждом из участков с учетом продольного ветрового воздействия. Для решения необходимо использовать явный вид функции расхода топлива, зависящей от скорости и массы, и ее особенность в виде выпуклости. Оптимальный профиль скоростей является решением системы уравнений и находится с помощью метода Ньютона. Существенной особенностью этого подхода является то, что задача с фиксированным временем полета заменяется задачей оптимизации по критерию «прямой цены полет» (direct operation cost), учитывающей как расход топлива, так и задержку по времени прибытия в конечную точку.

В [5] выполнена оптимизация профиля скорости и высоты по критерию «прямой цены полета» для случая, когда скорости и высоты являются дискретными, тем самым задача сводится к задаче смешанного целочисленно-нелинейного программирования, которая решалась стандартными методами среды Matlab. При этом число сегментов траектории выбиралось малым (до трех), что позволяло осуществлять прямой перебор вариантов.

Все три подхода являются многообещающими с точки зрения дальнейшей работы над оптимизацией полного профиля полета, но для их реализации требуется уточнение аналитической модели полета, которая должна учитывать как адекватную модель расхода топлива, так и динамику изменения скорости и высоты полета.

Вопрос модели полета, с одной стороны, позволяющей с достаточной точностью оценить расход топлива, а с другой стороны, достаточно простой, чтобы на ее основе можно было строить расчет целевой функции процедуры оптимизации, остается актуальным [6]. В [7] рассмотрена задача минимизации расхода топлива дальнемагистрального воздушного судна. Для моделирования полета использована упрощенная система дифференциальных уравнений, где тяга и угол атаки вычисляются по статическим уравнениям. Сделан вывод, что маневрирование по скорости не дает заметного снижения расхода топлива, а оптимизация высоты полета эффективна при дальности полета более 5000 км. При этом не рассматривается быстроедействие используемых алгоритмов для применения в функции самолетовождения, реализуемой вычислительной системой на борту воздушного судна.

Таким образом, задача формирования высотно-скоростного профиля полета, обеспечивающего минимальный расход топлива, исследована недостаточно. Для оценки расхода топлива обычно используются статические уравнения или приближенные аппроксимации расхода в зависимости от массы воздушного судна, скорости и высоты полета. Такой подход не учитывает характер расхода топлива при переходных процессах, возникающих при изменении скорости или высоты полета.

Специфика предлагаемого подхода. В настоящем докладе предлагается и обсуждается комбинированный подход, когда переходные процессы при изменении скорости или высоты полета моделируются системой дифференциальных уравнений, описывающей динамику полета, а расход топлива на участках с постоянной скоростью и высотой полета вычисляется по статическим уравнениям.

Для задач невыпуклой оптимизации с ограничениями (таких как рассматриваемая задача) можно применять разные подходы, например градиентный или покоординатный спуск с проекцией на множество ограничений, метод доверительной области, случайный поиск и т.п. Часто применяются приемы глобальной оптимизации, использующие множественные начальные точки и рандомизацию поиска, а также эвристики типа генетических алгоритмов, так как невыпуклые задачи часто многоэкстремальные. Часть методов используют оценки градиента функции, которые требуют многократного вычисления самой функции, тем самым общее время выполнения алгоритма замедляется в число раз, кратное числу варьируемых компонент. В безградиентных методах чаще всего используется случайный поиск, что приводит к непредсказуемым результатам. В рассматриваемой задаче такие подходы признаны нецелесообразными из-за недетерминированности результата и с учетом, что вычислительная сложность – это один из основных критериев выбора метода оптимизации для реализации в бортовой вычислительной системе при ограниченном времени выполнения. Поэтому предлагается использовать детерминированный безградиентный поисковый метод оптимизации [8] с учетом ограничений.

Оптимизация расхода топлива на этапе крейсерского полета. Для этапа крейсерского полета необходимо выбрать скорость и высоту полета в каждый момент времени, учитывая, что высота должна соответствовать разрешенным эшелонам полета, то есть это ограниченный набор дискретных значений. Предложено разбивать весь этап на некоторое количество участков равной длины, на каждом из которых скорость постоянна, и на некоторое небольшое количество участков по высоте, на каждом из которых высота постоянна, но длительность каждого из этих участков может выбираться. Таким образом формируется вектор варьируемых переменных – это время, отведенное на каждый участок по скорости, значение высоты и время, отведенное на каждый участок по высоте. Задача оптимизации для крейсерского полета форму-

лируется как минимизация целевой функции – суммарного расхода топлива на этапе – для варьируемых переменных с учетом ограничения, что суммарное время участков равно заданному.

Сложность задачи вычисления целевой функции состоит в том, что текущий секундный расход топлива зависит не только от скорости и высоты полета, но и от массы воздушного судна. При этом масса постоянно уменьшается в соответствии с расходом топлива, и это изменение для рассматриваемого среднемагистрального воздушного судна может быть существенным: при максимальной дальности полета масса потребляемого топлива может составлять более 30% общей массы воздушного судна. Поэтому для получения значения расхода топлива на всем этапе необходимо промоделировать полет на этом этапе для значений варьируемых переменных. Мы моделируем решение системы дифференциальных уравнений с использованием аппроксимации удельного расхода топлива в зависимости от скорости, высоты и тяги [9].

Оптимизация расхода топлива на этапе набора высоты. В рамках общей задачи минимизации расхода топлива дозвукового турбореактивного среднемагистрального узкофюзеляжного пассажирского воздушного судна при условии прибытия в заданное время в точку захода на посадку предложенный подход был распространен на задачу оптимизации этапа набора высоты. Этап набора высоты начинается от высоты, на которой заканчивается этап взлета (обычно это значение принимается равным 1500 футов). При этом считаются известными и другие начальные условия: скорость, угол наклона траектории, масса.

В конце этапа набора высоты требуется выйти на значения высоты и скорости, с которых будет начинаться этап крейсерского полета; предполагается, что эти значения заданы. При этом необходимо учитывать ограничения допустимой скорости, в том числе обусловленные ограничением шума на малой высоте, а также ускорения и скороподъемности, обусловленные не только техническими ограничениями воздушного судна, но и требованиями комфорта пассажиров. Существенной особенностью этапа набора высоты является учет доступной тяги двигателей, так как допустимые значения ускорения и угла наклона траектории могут требовать значения тяги, превышающие максимально доступное. Кроме того, доступная тяга уменьшается с ростом высоты полета. Это приводит к тому, что если пытаться поддерживать высокое значение угла наклона траектории, то скорость будет падать, а при поддержании допустимого ускорения или даже постоянной скорости угол наклона траектории должен уменьшаться по мере увеличения высоты.

Очевидно, что так как этап набора высоты непродолжителен, то выигрыш расхода топлива, полученный в результате оптимизации, в абсолютных значениях будет сравнительно невелик [10]. Так, в [11] при оптимизации набора высоты среднемагистрального воздушного судна получена экономия топлива до 0,9% по сравнению со стандартным профилем. Тем не менее при рассмотрении многокритериальной оптимизации, учитывающей также вредные выбросы, эффект может быть значимым [12]. Учитывая, что этап набора высоты после взлета часто происходит в густонаселенных районах, сокращение вредных выбросов является одним из основных факторов минимизации расхода топлива.

Заключение. Несмотря на сложную структуру целевой функции, предложенные алгоритмы оптимизации быстро сходятся, что позволяет использовать их в бортовых системах управления самолетовождением. При этом используются аппроксимирующие формулы удельного секундного расхода топлива и доступной тяги, которые должны быть определены для используемых двигателей, а также формулы и параметры системы управления тягой и тангажом.

Разработан алгоритм взаимосвязанной оптимизации этапов набора высоты и крейсерского полета. При наличии необходимых данных для моделирования применение предлагаемого подхода способно обеспечить экономию расхода топлива до 1,5% на этапе набора высоты и – при использовании прогнозных значений температуры реальной атмосферы на маршруте – до 3% на этапе крейсерского полета. Разработанная модель позволяет получать оптимальный высотно-скоростной профиль с использованием данных реальной атмосферы с учетом прогноза скорости ветра. Продолжается работа по оптимизации этапа снижения и взаимосвязанной оптимизации всех трех этапов.

Полученные научные результаты могут использоваться для модернизации существующих и разработки новых систем самолетовождения для всех типов магистральных воздушных судов.

Возможно развитие полученных результатов для конкретных задач самолётовождения различных моделей воздушных судов. Основная предполагаемая область применения – это разрабатываемые в Российской Федерации пассажирские и транспортные воздушные суда гражданской авиации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Русол В.А. Оптимизация маневрирования воздушных судов. М.: Транспорт, 1986.
2. Скрипниченко С.Ю. Оптимизация режимов полета по экономическим критериям. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Машиностроение, 1988.
3. Franco, A., Rivas, D., Valenzuela, A., Minimum-Fuel Cruise at Constant Altitude with Fixed Arrival Time, *J. Guidance, Control, Dynam.*, 2010, vol. 33, no. 1, pp. 280–285.
4. Saucier, A., Maazoun, W., Soumis, F., Optimal Speed-Profile Determination for Aircraft Trajectories, *Aerosp. Sci. Technol.*, 2017, vol. 67, pp. 327–342.
5. Valenzuela, A., Rivas, D., Optimization of Aircraft Cruise Procedures Using Discrete Trajectory Patterns, *J. Aircraft*, 2014, vol. 51, iss. 5, pp. 1632–1640.
6. Григоров П.Ю., Куланов Н.В. Применение концепции обратных задач динамики в задачах вертикальной навигации // *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2016. № 3. С. 130–140.
7. Губарева Е.А., Мозжорина Т.Ю. Оптимизация программы полета дозвукового пассажирского самолета на участке крейсерского полета // *Инженерный журнал: наука и инновации*. 2014. Вып. 12(36).
8. Поляк Б.Т. Введение в оптимизацию. 2-е изд., испр. и доп. М.: ЛЕНАНД, 2014.
9. Александров В.А., Зыбин Е.Ю., Косьянчук В.В., Сельвесюк Н.И., Тремба А.А., Хлебников М.В. Оптимизация высотного-скоростного профиля крейсерского полета воздушного судна при фиксированном времени прибытия // *Автоматика и телемеханика*. 2021. № 7. С. 69–85.
10. Губарева Е.А., Мозжорина Т.Ю. Оптимизация программы полета дозвукового пассажирского самолета на участке разгона – набора высоты // *Инженерный журнал: наука и инновации*. 2013. № 7(19).
11. Ghaemi, R., Lax, D.M., Westervelt, E.R., Darnell, M., Visser, N., Optimal Variable-Speed Climb for a Fixed-Wing Aircraft, AIAA 2019-3617, AIAA Aviation 2019 Forum, 2019.
12. Wan, J., Zhang, H., Liu, F., Lv, W., Zhao, Y., Optimization of Aircraft Climb Trajectory Considering Environmental Impact Under RTA Constraints, *Journal of Advanced Transportation*, 2020, no. 5, pp. 1–17.

V.V. Kosyanchuk, N.I. Selvesyuk (State Research Institute of Aviation Systems, Moscow), M.V. Khlebnikov (V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow)

Ways to improve fuel efficiency of mainline aircrafts for civil aviation

The problem of optimizing the altitude and speed profile of a mainline civil aviation aircraft at a fixed arrival time is considered. An easy-to-implement algorithm for the interrelated optimization of the phases of climb and cruise flight of an aircraft has been developed. It is able to provide the fuel consumption savings of up to 1.5% at the phase of climb and up to 3% at the phase of cruise flight using the predicted values of the temperature of the real atmosphere on the route. The results obtained can be used to modernize existing and develop new navigation systems for all types of mainline aircraft.

Ю. В. ГУРЬЕВ

(ВМПИ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия», г. Санкт-Петербург)

ОПЫТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КОМПЬЮТЕРНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ГИДРОДИНАМИЧЕСКОМ ПРОЕКТИРОВАНИИ МОРСКИХ ОБЪЕКТОВ И ПРОГНОЗИРОВАНИИ ГИДРОФИЗИЧЕСКИХ АНОМАЛИЙ

Обобщен опыт использования компьютерного моделирования для решения актуальных задач гидродинамического проектирования и управления морскими объектами, а также прогнозирования создаваемых ими гидрофизических аномалий. Для этого применялись две модели течений – турбулентного движения, в том числе и неоднородной вязкой жидкости, и безвихревого движения невязкой жидкости. Методы первой модели ориентированы на решение как исследовательских, так и прикладных задач кораблестроения и ВМФ. Методы второй модели отличаются экономичными алгоритмами и предназначены для инженерного гидродинамического анализа, в частности на начальных этапах проектирования морских объектов, а также для использования в составе математического и программного обеспечения тренажеров и специальных бортовых комплексов при моделировании управляемого движения таких объектов.

Приведены примеры практического применения разработанных методов и компьютерных программ при проектировании морских объектов и органов их управления, пусковых установок морского оружия для определения безопасных параметров его отделения и требований к системам управления подводными аппаратами в сложных гидрофизических условиях, для получения и анализа параметров гидрофизических искусственных аномалий – внутренних волн, вихревых структур, гидрофизических и гидродинамических полей, необходимых при решении специальных задач ВМФ.

Введение. В настоящее время компьютерные технологии механики жидкости и газа стали эффективным средством создания инновационных объектов практически во всех отраслях промышленности – в авиации, кораблестроении, машиностроении, энергетике и других. История этих технологий началась в 60-х годах прошлого века, а к настоящему времени их бурное развитие, во многом обусловленное стремительным ростом производительности компьютеров, позволило сформировать новую ветвь этой науки – вычислительную гидродинамику (ВГД, или CFD – Computational Fluid Dynamics) [1].

В докладе приводятся результаты использования методов ВГД для решения ряда научно-исследовательских и прикладных задач кораблестроения и ВМФ, связанных с гидродинамическим проектированием и управлением морскими объектами (МО) и прогнозированием создаваемых ими гидрофизических аномалий в однородной и неоднородной средах. Результаты были получены коллективом авторов, работающих в ВМПИ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия» и СПбГМТУ. При этом применялись как авторские разработки математического и программного обеспечения, так и коммерческий программный пакет FLUENT.

Основным содержанием этих исследований было и остается научно-техническое обоснование проектно-конструкторских решений при создании и эксплуатации морской техники различного назначения. Значительная часть этих работ связана с гидродинамическим проектированием, т.е. с той частью общего проектирования, которая требует научно-технического анализа данных, получаемых методами механики жидкости. Большинство результатов получены в ходе выполнения НИР и ОКР в рамках Гособоронзаказа, по заказам промышленности и Главного командования ВМФ. При выполнении ряда из них осуществлялось плодотворное сотрудничество с учеными и специалистами институтов Российской академии наук, другими научными и промышленными организациями и университетами.

Модели и численные методы расчета течений жидкости. Приведенные ниже результаты получены с использованием двух моделей течений. Первая – это модель турбулентного течения вязкой среды, базирующаяся на осредненных уравнениях Навье-Стокса в приближении Рейнольдса или метода крупных вихрей. Достоинство такого подхода – это наибольшая степень

адекватности и полноты учета основных физических факторов в их взаимодействии, достижимые на современном этапе развития вычислительной техники и методов ВГД. Основной недостаток – высокая вычислительная стоимость даже при использовании высокопроизводительных компьютеров с организацией параллельных вычислений. Эта модель реализована в программном пакете FLOWFES-WAKE (метод крупных вихрей), созданном, к сожалению, ныне покойным д.т.н. И.В. Ткаченко [1, 2]. Основными уравнениями этой модели являются осредненные по пространству уравнения неразрывности и Навье-Стокса, которые могут быть записаны в тензорной форме:

$$\frac{\partial \langle u_i \rangle_\Delta}{\partial x_i} = 0, \quad \frac{\partial \langle u_i \rangle_\Delta}{\partial t} + \langle u_j \rangle \frac{\partial \langle u_i \rangle_\Delta}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial \langle p \rangle_\Delta}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \nu \frac{\partial \langle u_i \rangle_\Delta}{\partial x_j} - \frac{\partial \tau_{ij}^{SGS}}{\partial x_j} + g_i + F_\sigma. \quad (1)$$

где u_j – компонента вектора скорости, p – давление, ν – кинематическая вязкость жидкости, g_i – компонента вектора ускорения свободного падения, F_σ – объёмная сила поверхностного натяжения, τ_{ij}^{SGS} – подсеточные напряжения.

При расчетах неоднородной среды и наличии свободной поверхности система (1) дополнялась соответствующими уравнениями и соотношениями. Часть результатов получена с помощью коммерческого пакета FLUENT (осредненные по времени уравнения Рейнольдса).

Вторая модель – это модель потенциальных (безвихревых) течений невязкой жидкости. Ее допущения накладывают определенные ограничения, тем не менее модель позволяет успешно даже на персональных компьютерах решать многие актуальные для кораблестроения и ВМФ задачи. Для реализации этой модели использовался метод гидродинамических особенностей, в котором воздействие твердого тела на поток заменялось действием слоя источников или дискретных вихревых нитей [1, 2]. В результате решение математической части задачи сводится к численному интегрированию граничного интегрального уравнения (ГИУ) относительно неизвестной плотности источников σ .

$$2\pi\sigma(P) + \int_S \sigma(Q) \frac{\vec{r} \cdot \vec{n}}{r^3} dS = (\vec{V}_0 + \vec{\omega} \times \vec{r}_0) \cdot \vec{n}(P), \quad (2)$$

где $\vec{V}_0$ и $\vec{\omega}$ – поступательная и угловая скорости объекта, $\vec{r}_0$ – радиус-вектор расчетной точки P относительно полюса, Q – текущая точка поверхности корпуса S , $\vec{r} = \vec{QP}$, $\vec{n}$ – орт внешней нормали к S . Незвестная интенсивность вихревых нитей определялась из условия непротекания.

Результаты исследований

Проектирование МО и органов их управления. На начальных этапах проектирования требуется рассмотреть и сопоставить большое число проектно-конструкторских решений, что требует использования экономичных с вычислительной точки зрения моделей и алгоритмов. Этому требованию отвечает потенциальная модель обтекания корпуса МО, основанная на решении ГИУ (2). Она обеспечивает расчет инерционных гидродинамических реакций на корпусе как интегрированием давлений, так и с помощью обобщенных присоединенных масс с необходимой точностью [3]. Кроме того, знание присоединенных масс позволяет рассчитать управляемое движение МО.

Следующим шагом в развитии этих методов стало моделирование обтекания корпуса с органами управления и выступающими частями. Для их моделирования были использованы численные методы теории крыла. На рис. 1, а показана расчетная сетка такого объекта. Существенным научным и прикладным результатом стал косвенный учет влияние вязкости жидкости на гидродинамические давления на корпусе, а значит, и на действующие на него силы. Была предложена модель завихренности пограничного слоя и вихревого следа, состоящая из конечного числа дискретных продольных вихрей. Эта модель является замкнутой и в отличие от других моделей не требует проведения физических экспериментов для получения необходимых параметров. Предложенная модель является аналогом классической модели Н.Е. Жуковского для расчета подъемной силы крыла и имеет две версии: линейную для малых и нелинейную для умеренных углов атаки.

Позднее для прогнозирования гидродинамических характеристик МО были использованы и методы расчета турбулентных течений. На рис. 1, а показана компьютерная визуализация течения вокруг схематизированного МО при значительных углах дрейфа (пакете FLOWFES-WAKE), а на рис. 1, б приведены результаты расчетов коэффициента подъемной силы, дей-

ствующей на МО, различными методами, а также опытные данные. В линейной области его изменения все сравниваемые методы дают близкие результаты, однако с ростом угла атаки потенциальная модель существенно увеличивает расхождение с экспериментом, даже в нелинейной версии.

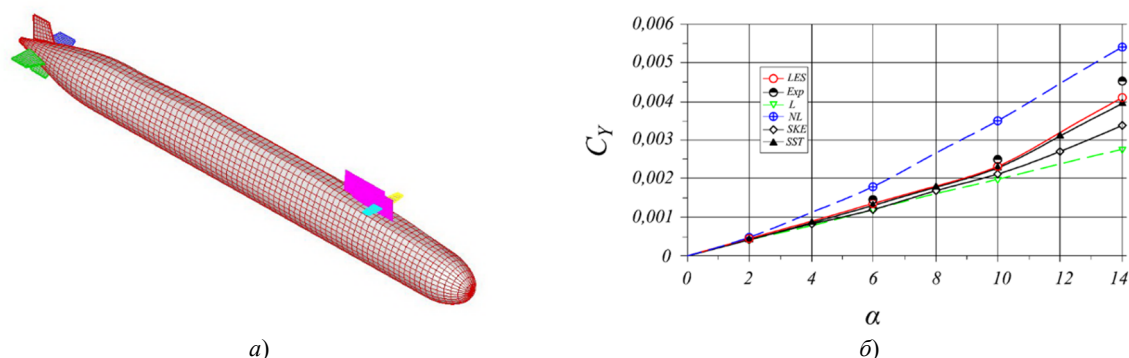


Рис. 1: а) расчетная сетка МО с кормовым оперением и выступающими частями;
б) коэффициент подъемной силы МО, полученный различными методами
(*L* и *NL* – линейная и нелинейная потенциальные модели, *SKE* и *SST* – соответственно *k*-я модель и модель Ф. Ментера (уравнений Рейнольдса), *LES* – метод крупных вихрей, *Exp* – эксперимент)

Тем не менее эта модель позволила успешно решить задачу оценки эффективности Н-образного кормового оперения подводного объекта (рис. 2, б) по сравнению с другими его формами. В ходе вычислительного эксперимента был выполнен сопоставительный анализ гидродинамических характеристик ряда схем (крестообразной, Х-, Н-, П- и λ-образных), и было установлено, что Н-образное оперение повышает характеристики маневренности и стабилизации движения по сравнению с традиционной крестообразной формой при одинаковой площади их оперения [4]. Кроме того, новое оперение обеспечивает более равномерное поле скорости в диске гребного винта, что снижает первичное гидроакустическое поле.

Проектирование пусковых установок подводного морского оружия и определение безопасных условий его отделения. Такая задача решалась на основе потенциальной модели и потребовала совместного решения двух ГИУ (2) – для носителя и отделяющегося изделия с учетом реальной геометрии тел, их взаимодействия и нестационарности процесса. Разработаны два новых метода численного определения параметров траектории выходящего изделия, необходимые для выбора проектных параметров пусковой установки и скоростей движения носителя и изделия, обеспечивающих его безаварийное отделение. Второй метод основан на развитии теории обобщенных присоединенных масс, которая была распространена на случай движения двух тел произвольной формы [5].

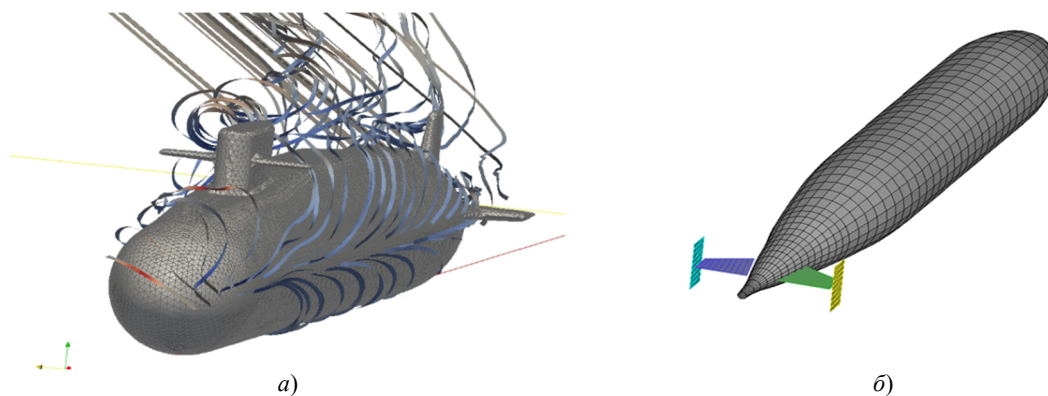


Рис. 2: а) траектории жидких частиц при обтекании МО при угле дрейфа 15°;
б) Н-образное кормовое оперение подводного объекта

Совместное маневрирование судов на малых дистанциях. Для решения задачи динамики судов при совместном маневрировании были использованы наработки, полученные при решении предыдущей задачи. Кроме прогнозирования силового воздействия на суда были получены и новые формы уравнений их движения, учитывающие переменность присоединенных масс судов при их относительном перемещении [6].

Снижение вибрации и шума в фасонных элементах трубопроводов. Примером успешного применения численного моделирования для расчета внутренних течений вязкой жидкости является разработка практического метода проектирования новых форм проточных частей фасонных элементов (повороты, отводы, тройники) с плавным безотрывным течением. Метод основан на интегрировании уравнений (1) и позволяет существенно снизить уровень гидравлических сопротивлений, вибраций и коррозионно-эрозионного износа. Некоторым недостатком получаемых форм является их сложная геометрия [7].

Системы умерения качки. Снижение параметров качки морских объектов было и остается актуальной задачей кораблестроения. С этой целью ушедшим из жизни профессором Ю.В. Разумеенко были предложены специальные системы нейтрализации волновых возмущений, действующих на различные морские сооружения (плавучие буровые установки, понтоны, буи и др.). Для нейтрализации этих возмущений на объект устанавливаются так называемые пассивно-активные демпферы – полностью погруженные конструкции плоской или объемной формы. Для обеспечения их эффективной работы необходимо для заданной геометрии объекта и параметров морского волнения подобрать (рассчитать) форму, размеры и места установки демпферов, для чего требуется определить их присоединенные массы и коэффициенты демпфирования. Для решения этой задачи был разработан численный метод, в котором потенциальное течение моделировалось гидродинамическими особенностями – источниками и вихрями. Эффективность спроектированных с помощью этого метода демпферов была подтверждена результатами физических экспериментов [8, 9].

Обоснование требований к проектным характеристикам органов и систем погружения-всплытия подводных объектов в условиях неоднородности гидрофизических полей Океана. Неоднородность гидрофизических полей плотности, солёности и температуры может оказывать негативное воздействие на управляемость подводных объектов вплоть до создания угроз их безопасности. В сотрудничестве с рядом промышленных и научных организаций был разработан компьютерный комплекс имитационного моделирования и получены новые данные о параметрах динамики подводных объектов в реальных гидрофизических условиях, хорошо согласующиеся с данными натурных экспериментов в Черном море. Это позволило обосновать требования к проектным характеристикам перспективных объектов, обеспечивающие их штатное управление [10–12].

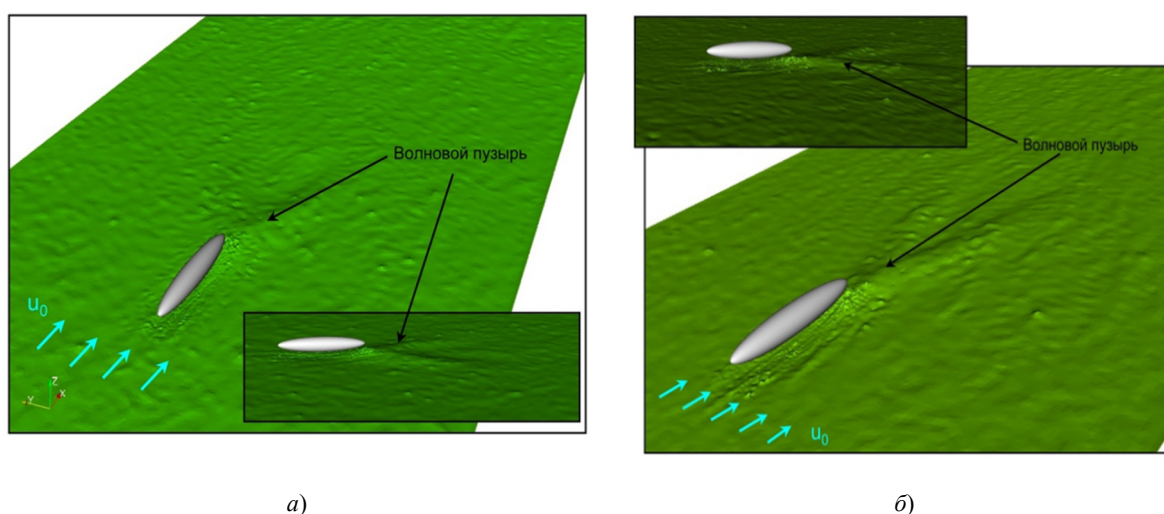


Рис. 3. Структура волн при движении эллипсоида удлинением 6:1 над пикноклином:
а) $Fr = 0,075$; б) $Fr = 0,2$

Прогнозирование параметров гидрофизических аномалий, создаваемых морскими подводными объектами, для решения специальных задач ВМФ. Для решения ряда задач ВМФ были разработаны модель и компьютерная программа на основе численного решения уравнений Навье–Стокса (1). Получены новые научные и прикладные данные о возникновении и эволюции различных гидрофизических аномалий – вызванных внутренних волн, вихревых систем, турбулентности и др. Особое внимание обращено на аномалии, поддающиеся регистрации современными техническими средствами. В качестве примера на рис. 3, а и 3, б представлены компьютерные картины вызванных движением эллипсоида внутренних волн на границе раздела двух слоев жидкости различной плотности (пикноклин). На левом рисунке эллипсоид движется с числом Фруда 0,075, а на правом – при $Fr = 0,2$. Анализ этих и других данных проведенных расчетов показал, что при движении объекта при малых значениях числа Фруда наблюдается формирование волновой структуры, состоящей из волнового пузыря и системы расходящихся волн (аналог корабельных волн на поверхности воды). При больших значениях этого критерия волны образуются не только от самого объекта, но и его вихревого следа [2, 13].

Гидрофизический канал бортовой оперативно-советующей системы информационной поддержки принятия решений по обеспечению скрытности МО. В состав электронного макета и натурного образца этого комплекса входит математическое и программное обеспечение, разработанное с использованием информации, полученной в ходе исследований с использованием описанных выше моделей и программ. Это позволило уточнить математические модели гидрофизического канала комплекса и определить направления их дальнейшего совершенствования и расширения возможностей [14].

Заключение. Мировой и отечественный опыт показывает, что современная ВГД обеспечивает эффективное решение большинства актуальных задач кораблестроения. Ее возможности не только сравнялись, но по ряду направлений превзошли аналогичные возможности физического эксперимента. При этом ВГД обладает принципиальным преимуществом – перспективой практически неограниченного развития, основанного на росте производительности компьютеров, совершенствовании моделей и численных методов, в том числе визуализации течений, что обеспечит решение все более сложных задач, в частности междисциплинарных. Хотя сказанное относится в большей мере к моделям вязких течений, но и модели невязкой жидкости, благодаря преимуществу по быстродействию и простоте использования проектантами и инженерами, определенное время будут занимать свою нишу в инженерном анализе и в технических системах, имеющих по объективным причинам компьютеры с относительно низкими показателями производительности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гурьев Ю.В., Ткаченко И.В. Компьютерные технологии в корабельной гидродинамике: монография. СПб.: Военно-морской инженерный институт, 2010.
2. Гурьев Ю.В., Ткаченко И.В., Якушенко Е.И. Гидродинамика морских объектов в натуральных гидрофизических условиях: монография. СПб. Изд-во ВМПИ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия», 2014. 274 с.
3. Гурьев Ю.В., Красиков В.И. Нелинейная математическая модель и численный метод прогнозирования ГДХ ПЛ на ранних этапах проектирования // Сборник трудов Межвузовской научной конференции «Совершенствование подготовки инженерных кадров ВМФ по предупреждению аварийности на Флоте», ВМПИ. СПб., 2007.
4. Гурьев Ю.В., Калинин О.С. Сравнительный анализ гидродинамических характеристик различных конструктивных схем кормового оперения современных ПЛ // Сборник трудов Межвузовской научно-технической конференции «Проблемы эксплуатации вооружения, военной техники и подготовки инженерных кадров ВМФ». СПб, 2004.
5. Короткин А.И. Присоединенные массы судовых конструкций: справочник. СПб.: Мор вест., 2007.
6. Гурьев Ю.В. Дифференциальные уравнения движения двух судов при совместном маневрировании // Сборник докладов 2-й Международной конференции по судостроению ISC'98. СПб., 1998.
7. Гурьев Ю.В., Ткаченко И.В., Щукин П.И. Теоретико-экспериментальный метод проектирования фасонных элементов с улучшенными характеристиками для трубопроводов различного назначения // Материалы 4-й Международной конференции по морским технологиям. СПб.: «МОРИНТЕХ», 2001.
8. Разумеев Ю.В. Пыльнев Ю.В. Полупогруженное основание морских сооружений, патент РФ № 2011599 с приоритетом от 08.07.1991.

9. Гурьев Ю.В., Пыльнев Ю.В., Разумеенко Ю.В., Шульц В.Ю. Метод снижения волновых нагрузок на буровые и добывающие платформы // 7-я Международная конференция «Прикладные технологии гидроакустики и гидрофизики». СПб., 2004.
10. Гурьев Ю.В., Ткаченко И.В. Моделирование гидродинамических реакций, действующих на подводные объекты, методами вязкой и невязкой жидкости // Труды НТК «Проблемы мореходных качеств судов и корабельной гидромеханики». XLI Крыловские чтения. СПб., 2003.
11. Васильев С.Н., Гурьев Ю.В., Разумеенко Ю.В., Якушенко Е.И. Компьютерные технологии в гидродинамическом проектировании и управлении морскими объектами и их гидрофизическими полями // Труды XI Международной научной конференции «Аналитическая механика, устойчивость и управление». Казань (Россия). 2017. С. 25–37.
12. Гурьев Ю. В., Слуцкая М.З. Результаты компьютерного моделирования силового воздействия сложных морских условий на подводные объекты // Труды 2-й конференции «Управление морскими системами» (в составе 13-й Мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2020). СПб., 2020.
13. Гурьев Ю.В., Ткаченко И.В. Структура течения за погруженным телом вблизи пикноклина // Изв. РАН. Механика жидкости и газа. 2010. № 1. С. 22–31.
14. Бурсук В.И., Васильев С.Н., Галяев А.А., Горкунов Э.С., Гурьев Ю.В., Якушенко Е.И. Методические основы создания тактических оперативно-советующих систем поддержки принятия решений в задачах обеспечения безопасности сложных технических объектов // X Международная конференция «Механика, ресурс и диагностика материалов и конструкций». Екатеринбург, 2016.

Y.V. Guryev (Naval Polytechnic Institute (Branch) MESCF NF “Naval Academy”, Saint Petersburg)

Experience of using computer technologies in hydrodynamic design of marine objects and prediction of hydrophysical anomalies.

The experience of using computer modeling to solve actual problems of hydrodynamic design and control of marine objects, as well as prediction hydrophysical anomalies created by them, is summarized. For this, two models of flows were used – turbulent motion, including inhomogeneous viscous fluid, and irrotational motion of inviscid fluid. The methods of the first model are focused on solving both research and applied problems of shipbuilding and the Navy. The methods of the second model are distinguished by economical algorithms and are intended for engineering hydrodynamic analysis, in particular, at the initial stages of designing marine objects, as well as for use as part of the mathematical and software of simulators and special on-board complexes when simulating the controlled movement of such objects. Examples of the practical application of the developed methods and computer programs in the design of marine objects and their controls, launchers of naval weapons, to determine the safe parameters of its separation and requirements for control systems of underwater vehicles in difficult hydrophysical conditions, to obtain and analyze the parameters of hydrophysical artificial anomalies are given – internal waves, vortex structures, hydrophysical and hydrodynamic fields necessary for solving special problems of the Navy.

Круглый стол

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

В.И. ГОРОДЕЦКИЙ
(АО «ЭВРИКА», Санкт-Петербург)

ПРЕДСКАЗАНИЕ ГРУППОВОГО ПОВЕДЕНИЯ И НАМЕРЕНИЙ СОПЕРНИКА

Рассматривается одна из ключевых задач проблемы антагонистического поведения двух сложных систем в общей среде – предсказание намерений соперника для оценки угрозы, которую они могут нести для достижения своих целей, и опережающего планирования своих действий. Формулируется типовая постановка этой задачи совместно с задачей предсказания группового поведения соперника. При решении этих задач используется поведенческая концепция искусственного интеллекта и сценарная модель группового поведения соперника. Проводится анализ источников данных, нужных для обучения алгоритма инжиниринга признаков и предсказания намерений, и показывается ключевая роль цифрового двойника группового поведения соперника в этих задачах.

1. Введение. Современный цифровой мир, который породил много новых возможностей, породил также не меньше новых источников и типов угроз разного уровня глобальности и различной степени опасности по своим последствиям. Этот мир существует в условиях жесткого соперничества и конкуренции, и это касается практически всех уровней и аспектов жизни и деятельности общества. Сейчас при решении практически любой общественно значимой задачи, будь то управление в экономике или в политике, в военном деле или на производстве, в сельском хозяйстве или в бизнесе, в социальной сфере или еще где-то, практически везде необходимо учитывать сознательное противодействие того или иного происхождения. Это может быть враждебная страна или соперничающая компания, злоумышленник, для которого противодействие является видом бизнеса, или соперник по выборам и т.п. При этом как сама активность, так и источник противодействия могут существовать как в физическом, так и в виртуальном пространстве или в обоих сразу. По этим причинам проблемы обеспечения безопасности в настоящее время становятся ключевыми для современного цифрового общества, что выдвигает на первый план вопросы исследования теоретических и прикладных основ безопасности, которые носят общий, предметно независимый характер, и требует изучения этой проблемы на уровне абстракции, отвлеченном от конкретных приложений и их специфики.

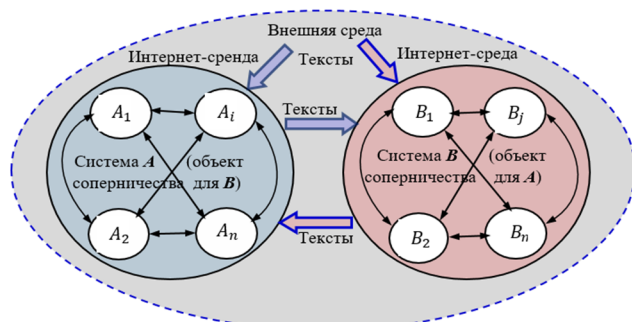
Проблема управления в среде с противодействием выходит на первый план не только как следствие негативных аспектов развития цифрового общества, которые привели к появлению большого числа качественно новых угроз. Эта проблема стала гораздо более острой и в связи с созданием крупномасштабных критических приложений на глобальном уровне и на уровне отдельных государств и эти приложения стали одновременно и оружием, и уязвимыми точками в межгосударственных отношениях. Примерами таких приложений являются конкурентная борьба компаний и государств на глобальных рынках, где эта борьба очень часто выходит за пределы рыночных отношений; и в настоящее время открыто называется торговыми войнами. Большое число примеров дают операции в киберпространстве, когда одна из сторон имеет целью нарушить безопасность критически важной компьютерной системы или инфраструктуры соперника, безопасность его данных, а другая сторона имеет целью своевременно распознать намерения атакующей стороны и стремится предотвратить в реальном времени возможные

негативные последствия и потенциальный ущерб. Примерно десять лет тому назад стала реальностью такая ныне распространенная форма межгосударственной конкуренции, как гибридная война, которая «стали результатом технологической «революции» в сфере информационных войн, произошедшей в 2014–2015 гг., фактически подтолкнувшей процесс «сборки» различных невоенных форм силового подавления противника», которая постепенно превратилась в «невоенную форму ведения войны» [1]. Одной из форм гибридной войны или ее компонентой является «цветная революция», относительно новая форма противостояния государств, которая реализуется параллельно с одинаковой интенсивностью в физическом и виртуальном пространствах. Этот список приложений можно продолжить, и он постоянно пополняется новыми примерами. Все это служит основанием для того, чтобы признать описываемую проблему безопасностью актуальной.

Предыстория исследований и разработок по проблеме. Проблема управления сложной системой в условиях сознательного противодействия не является новой для науки. Действительно, эта проблема имеет уже достаточно долгую историю – около 80 лет тому назад она породила теорию игр, исследование операций, корпорацию RAND, а в 1968 г. была опубликована ныне классическая книга Т.Саати [2], в которой уже тогда была математически предсказана современная ситуация в треугольнике США–Китай–Россия (тогда – СССР). Новый всплеск интереса к этой проблеме появился в 1990х, когда DARPA активно финансировала программу исследований в области группового управления в приложениях военного характера, которые проводились ведущими университетами США, Европы и Азии, в частности, университетами Японии. Тогда на смену математическому подходу, характерному для предыдущего этапа, пришли компьютерные модели распределенного искусственного интеллекта (ИИ). Однако нельзя утверждать, что эти проекты и их результаты сильно продвинули проблему безопасности с теоретической точки зрения, или дали в руки разработчиков средств защиты какую-то рабочую технологию. Во-первых, эти проекты рассматривали проблему только с позиций атакующей стороны и совсем не касались проблем защиты, а во-вторых, эти проекты фактически оказались провальными даже для такой ограниченной постановки задачи, несмотря на большие финансовые вложения [3]. Тем не менее, они внесли определенный вклад в понимание проблемы распределенного управления сложными объектами в условиях противодействия. Их положительное значение, по-видимому, состоит в том, что они показали сложность проблемы даже при ее ограниченной постановке.

В настоящее время наиболее известные разработки такого плана ведутся в рамках Программы агентства DARPA (США) под названием “Active Interpretation of Disparate Alternatives” (AIDA, 2018 – 2022). Эта Программа рассматривает широкий круг задач *предсказания* намерений и группового поведения соперника на основе информации из новостных каналов, из социальных сетей, СМИ и т.п. [4]. В качестве цели этой Программы формулируется создание *семантического* инструмента, способного работать с множеством гипотез и выдавать в явной форме интерпретацию событий, ситуаций и трендов, происходящих в некоторой предметной области интереса, используя поток текстовых неструктурированных данных, извлекаемых из многих источников, для которых характерны шум, противоречия и присутствие ложной информации. В качестве потенциальных приложений при этом явно декларируются такие, как обнаружение деятельности и намерений террористической направленности, предсказания в области событий политического характера и в области межгосударственных отношений, а также различные задачи, связанные с международными военными конфликтами, насилием на международных мероприятиях, с протестными движениями и демонстрациями и т.п. В этой Программе полагается, что практически все собранные данные представлены многоязычными текстами на естественных языках (ЕЯ). Например, в 2018 г. основное внимание в проектах этой Программы уделялось таким задачам, в которых тексты представлены на русском, украинском и английском языках, позже шла речь также и об испанском языке.

Постановка задачи распознавания намерений соперника и общие принципы моделирования ситуации с позиций каждой из соперничающих сторон впервые были рассмотрены в [5]. Несколько ранее задача в более упрощенной постановке была рассмотрена на примере приложения из области компьютерной безопасности [6]. Более современная постановка задачи управления групповым поведением в среде с противодействием приведена в [7, 8].



Каждая из двух соперничающих сторон должна параллельно решать две задачи:

- (1) управлять реализацией своих намерений через групповое поведение объектов группы, и
- (2) прогнозировать намерения и групповое поведение соперника с целью оценки угрозы, которую они могут для неё представлять, и принимать контрмеры.

Рис. 1. Схема информационного взаимодействия соперничающих систем в общей среде и решаемые задачи

намерений и группового поведения соперника с целью оценки угрозы, которую они могут для неё представлять, в том числе и в части препятствий к реализации собственных намерений, и принимать контрмеры.

Основные аспекты первой из двух названных задач опубликованы в работах [9 - 12]. Вторая задача была весьма кратко рассмотрена в [8]. В данной работе предметом исследований является вторая задача, а именно задача предсказания намерений соперника. Основная особенность подхода к ее решению, который рассматривается в данной работе, состоит в том, что он опирается на концепцию цифрового двойника поведения соперника, который активно используется как на этапе машинного обучения, так и в процессе динамической обработки доступной онлайн-информации для оценки и предсказания возможных альтернатив намерений и группового поведения соперника. Вторая особенность предлагаемого решения состоит в том, что нем *используется сценарная модель* группового поведения, которая позволяет решать поставленную задачу в динамической постановке, что существенно расширяет пространство признаков, доступных защищающейся стороне и тем самым ведет к повышению точности распознавания намерений и предсказания конкретных целей соперника.

Компоненты модели поведения соперника. Постановка задачи. Обозначим противоборствующие стороны символами A и B (рис. 1) и будем их называть системами. Эти системы имеют антагонистические интересы, и каждая из них стремится реализовать свои намерения, которые могут представлять ту или иную угрозу для противоположной стороны. Далее для определённости будем полагать, что Задачу 2, постановка которой рассматривается в данном разделе, решает система B , для которой система A является соперником с враждебными намерениями той или иной интенсивности. Рассмотрим компоненты и содержательную постановку этой задачи.

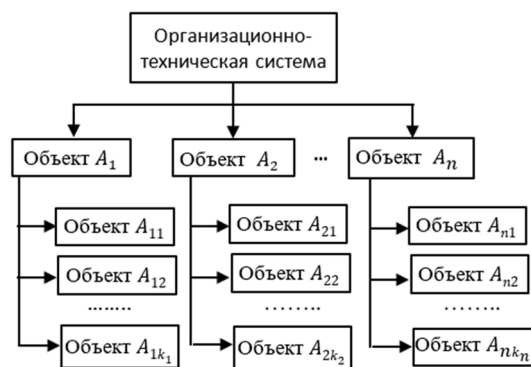


Рис. 2. Трёхуровневая иерархическая структура системы A — одной из сторон соперничества

групповым поведением при реализации своего высокоуровневого намерения. Объекты $A_1, \dots, A_n$ могут находиться в различных отношениях, они могут иметь набор свойств, пред-

Общая схема информационного взаимодействия соперничающих систем в общей среде и задачи, которые они должны в процессе соперничества решать, представлены схематично на рис. 1. На этом рисунке сформулированы две типовые задачи противоборствующих сторон, а именно:

Задача 1. Управление групповым поведением своих объектов для реализации собственных намерений, и

Задача 2. Прогнозирование

ставленных атрибутами, способностей по выполнению некоторых действий из заданного множества и пространственные координаты, например, широту и долготу своего позиционирования или адрес в компьютерной сети, например, URL. Значения этих атрибутов могут изменяться во времени. Каждый из объектов $A_1, \dots, A_n$, в свою очередь, может состоять из автономных

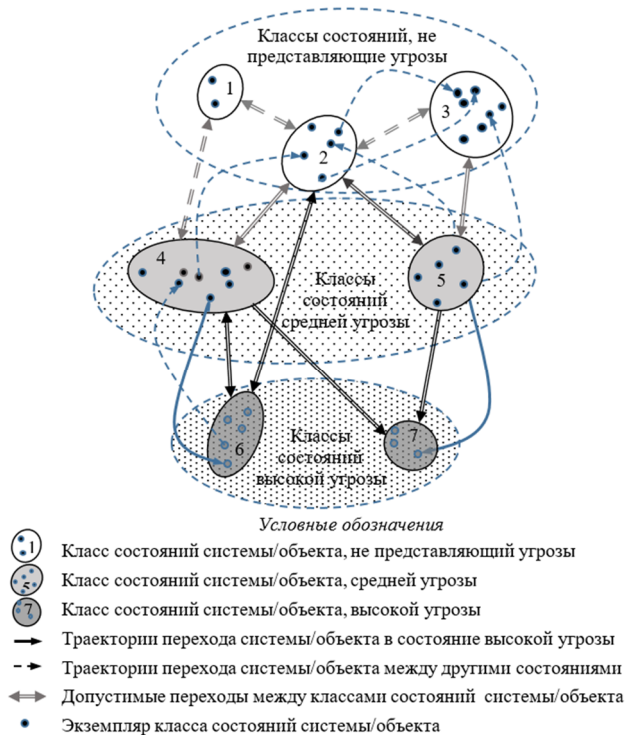


Рис. 3. Пояснение к основным понятиям, описывающим состояния системы/объекта и граф переходов между ними

Дадим характеристику особенностей процессов переходов состояний системы A . Полагаем, что переходы состояний $V_{p,q}$ выполняются объектами из множества $\{A_1, \dots, A_n\}$ и объектами, из которых они могут состоять на более детальном уровне иерархии в соответствии с рис. 2. Эти

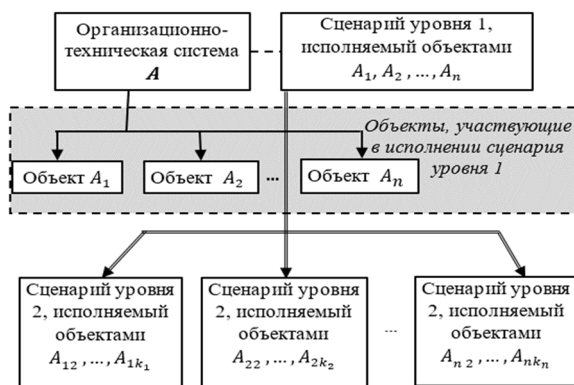


Рис. 4. Трёхуровневая иерархическая структура системы A и отвечающая ей двухуровневая структура исполняемого ею сценария

переходы выполняются с помощью того или иного сценария $S_{p,q}$ группового поведения этих объектов, $S_{p,q} \in \mathcal{S}(I_p, I_q)$, где $\mathcal{S}(I_p, I_q)$ – класс сценариев перехода системы A из состояния $X(t_0)$ класса $X(I_p)$ в состояние $X(t_f) \in X(I_q)$ целевого класса $X(I_q)$. Каждый переход имеет определенную продолжительность $\Delta T_{p,q}$, которая является случайной величиной для каждого перехода. Заметим, что сценарии $S_{p,q} \in \mathcal{S}(I_p, I_q)$ могут иметь иерархическую структуру типа представленной на рис. 4.

объектов, как это представлено на рис. 2.

Введём обозначения, используемые для описания формальной постановки задачи системы B по предсказанию намерений системы A (они частично иллюстрируются на рис. 3):

$I = \{I_1, \dots, I_m\}$ – множество возможных намерений системы A ;

$\hat{X} = \{X(I_1), \dots, X(I_m)\}$ – множество классов состояний $X(I_s)$ системы A , где $X(I_s) \in \hat{X}$ – множество (класс) ее целевых состояний для намерения $I_s \in I$; другими словами, достижение некоторого состояния $X \in X(I_s)$ отождествляется системой A с реализацией её намерения $I_s \in I$.

$G = \langle \hat{X}, V \rangle$ – направленный граф переходов классов состояний системы A , где $\hat{X}$ – множество классов её состояний, введенных выше, $V = \{V_{p,q}\}$ – множество дуг графа, где $V_{p,q} \in V$ – это дуга, ведущая из состояния класса $X(I_p)$ в состояние класса $X(I_q)$. Обратим внимание на то, что, не между всеми парами состояний допускаются переходы (см. рис. 3).

Каждый переход имеет определенную продолжительность $\Delta T_{p,q}$, которая является случайной величиной для каждого перехода. Заметим, что сценарии $S_{p,q} \in \mathcal{S}(I_p, I_q)$ могут иметь иерархическую структуру типа представленной на рис. 4.

Каждый переход имеет определенную продолжительность $\Delta T_{p,q}$, которая является случайной величиной для каждого перехода. Заметим, что сценарии $S_{p,q} \in \mathcal{S}(I_p, I_q)$ могут иметь иерархическую структуру типа представленной на рис. 4.

Рассмотрим более детально один из переходов, представленных на рис. 3. Это поможет лучше пояснить постановку задачи распознавания намерений соперника и предсказания группового поведения его объектов, а также технологии ее решения. Как уже отмечалось ранее, каждый узел графа переходов G , как начальный, так и конечный (целевой), отвечает одному из выделенных классов состояний (рис. 3). На рис. 5 представлена пара узлов графа переходов G (рис. 3) с номерами 2 и 4, соответствующие классы состояний $X(I_2)$ и $X(I_4)$ системы A , класс переходов $\mathcal{S}(I_2, I_4)$, а также их детализация в терминах конкретных реализаций

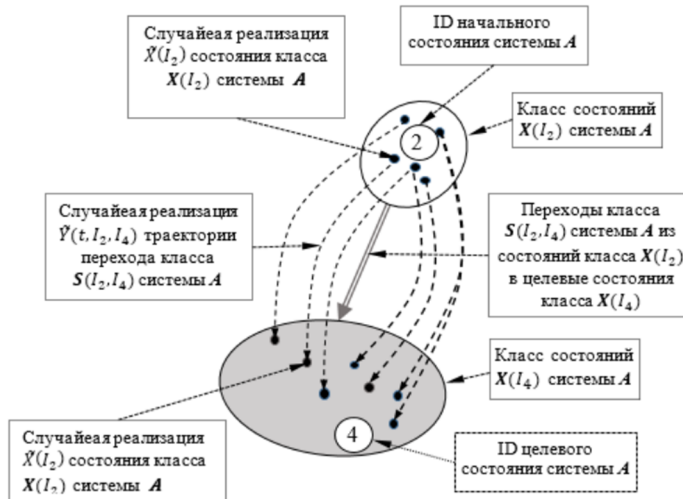


Рис. 5. Пояснение к основным понятиям постановки задачи и компонент, описывающих переход системы A из состояния класса $X(I_k)$ в состояния класса $X(I_r)$ с использованием сценария $S_{k,r}$ класса

$S(I_k, I_r)$ по траектории $\tilde{Y}_L(t, I_k, I_r)$ при $k=2$ и $r=4$

начального и конечного состояний (случайных реализаций) $\tilde{X}(I_2)$, $\tilde{X}(I_4)$ и конкретной траектории (случайной реализации) $\tilde{Y}(t, I_2, I_4)$ перехода $S_{2,4}$.

Намерение соперника определяется целевым классом состояний объекта A , и если имеется алгоритм предсказания класса этого состояния, то это этот алгоритм позволит распознавать намерение соперника. С другой стороны, любая траектория перехода состояния между парой узлов графа переходов A выполняется в соответствии со сценарием группового поведения, принадлежащим определенному классу сценариев. Поэтому если построить алгоритм распознавания класса сценариев, к которому принадлежит конкретная траектория группового

поведения, то результатом его применения будет класс целевого состояния, что также решает задачу распознавания намерений соперника и далее – задачу оценки угрозы этого намерения для противоположной стороны процесса.

Отсюда следует вывод о том, что задачу распознавания намерений соперника можно решать в одной из двух постановок:

Постановка задачи 1.

Дано: (а) Начальное состояние $X(t_0)$ соперника в момент времени t_0 .

(б) Наблюдения его траектории $X(t)$ на интервале времени $[t_0, t]$.

Найти: Намерение соперника (через предсказание его целевого состояния).

Постановка задачи 2.

Дано: (а) Начальное состояние $X(t_0)$ соперника в момент времени t_0 .

(б) Наблюдения его траектории $X(t)$ на интервале времени $[t_0, t]$.

(в) Множество классов сценариев $S(I_p, I_q)$ для всех переходов $V = \{V_{p,q}\}$ графа переходов G .

Найти: Класс исполняемого сценария из допустимого множества, что автоматически решает также и задачу 1 – предсказание класса целевого состояния.

Обе сформулированные постановки решают общую задачу классификации, однако используют разную исходную информацию и, что еще более важно, – разные алгоритмы классификации, а потому объединение их решений может обеспечить улучшение качества итогового решения. Кроме того, вторая постановка задачи не всегда возможна. Имеются и другие достоинства использования обеих постановок одной и той же задачи.

4. Методологические особенности задачи распознавания намерений. В приведенной постановке задачи объектом исследования является групповое поведение соперника. Основная особенность задач, исследующих групповое поведение и их отличие от большинства других задач ИИ состоит в том, что в них необходимо управлять не состояниями объектов, а множествами паттернов их *совместного* поведения. На решение таких задач нацелены поведенческие модели ИИ (*англ.* behavior-based systems) [13,14]. В них в центре внимания находятся динамика объектов и временные зависимости на множестве паттернов их поведения. Структурированное множество действий объектов системы (паттернов их поведения) в пространстве и во времени принято называть сценарием ее группового поведения (см. терминологию в Приложении). Ряд особенностей поведенческой модели делает ее удобной для решения задач, в которых объектом исследования является тот или иной аспект группового поведения. Например, поведенческая

модель ИИ не использует модель внешней среды. В ней учёт состояния внешнего мира производится на основе обратной связи по отклонению текущих результатов исполнения сценария от их ожидаемых значений. Это заметно упрощает построение систем группового управления. Далее, в этой модели каждый объект группы выполняет *замкнутый цикл вычислений* от получения сообщений из внешнего мира и сенсорной информации и до подачи сигналов на исполнительные органы [14]. Это другое полезное свойство поведенческой модели, т.к. в групповом поведении участвуют объекты, которые должны синхронизировать свое поведение в некотором временном цикле.

Существует еще один убедительный аргумент для использования поведенческой модели ИИ в рассматриваемой задаче. Поведенческая модель положена в основу модели враждебного взаимодействия двух систем в общей среде, предложенной Дж. Бойдом (J. Boyd) [15]. В соответствии с этой моделью две соперничающие системы *A* и *B* (рис. 6) в процессе выполнения своих функций повторяют стандартный цикл действий из четырёх фаз: *восприятие, оценка и прогноз ситуации, принятие решения, реализация решения*. Эта модель была предложена Дж. Бойдом для моделирования и управления военными операциями, но позднее стало понятно, что она работоспособна и в гораздо более широком классе приложений с разной степенью жесткости (интенсивности) противоборства и противостояния, например, в задачах моделирования конкуренции на рынке, где она до настоящего времени активно используется. Представляется, что эта модель будет востребована и в большинстве задач противоборства и обеспечения безопасности.

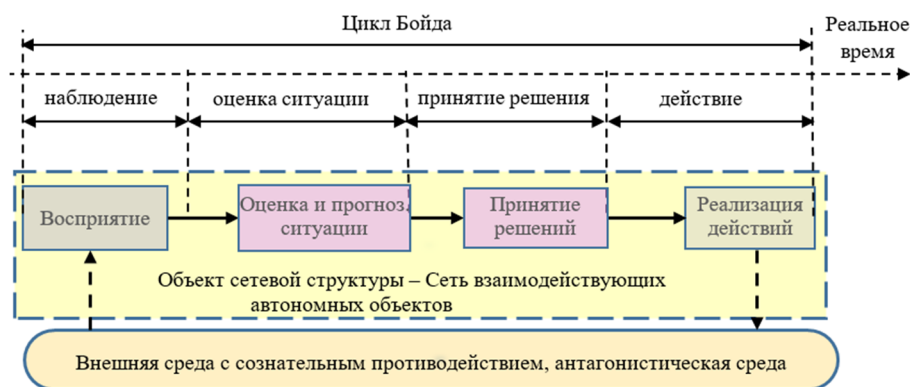


Рис. 6. Цикл Бойда в задачах соперничества сложных систем, функционирующих в общей среде

В модели Бойда каждая из соперничающих сторон на метауровне должна структурировать своё поведение и решаемые задачи во времени в соответствии с этим циклом, и при этом каждая сторона должна также отслеживать смену фаз цикла Бойда конкурента в реальном времени. Исследования модели Бойда и огромный практический опыт ее использования показали, что в ней обычно «побеждает» та сторона, которая действует рационально и имеет более короткий цикл Бойда, чем соперник, т.е. та, которая *опережает* соперника в принятии и исполнении решений.

В задаче оценки и предсказания намерений системы *A* цикл Бойда определяет для противоположной стороны, системы *B* темп и временные рамки процессов обновления информации о конкуренте, потребный темп принятия решений. В зависимости от приложения длительность цикла Бойда может сильно различаться. Например, в задачах обнаружения и предотвращения вторжений в компьютерную сеть эта длительность может измеряться микросекундами, а в задаче противодействия цветной революции – может варьироваться от нескольких дней до месяцев и даже больше. Поэтому в рассматриваемом классе задач на абстрактном уровне удобно использовать целочисленную модель времени, полагая интервал дискретного времени равным реальной длительности цикла Бойда в качестве масштаба для целочисленной шкалы времени. Обратим внимание на то, что в иерархическом сценарии аналогичная иерархия будет иметь место и для множества циклов Бойда разных уровней, и эта иерархия будет накладывать ограничения на численные соотношения продолжительностей иерархически структурированных циклов Бойда.

Источники данных и знаний в задаче распознавания намерений соперника. Успех решения задачи распознавания намерений во многом зависит от состава информации, доступной системе *B* о состоянии и поведении системы *A*. Доступная информация сильно зависит от осо-

бенностей предметной области, к которой относится приложение (цветная революция, эпидемия COVID-19, конкурентная борьба, распределенная атака на ресурсы компьютерной сети и т.д.) и от ряда других факторов. Далее проводится краткий анализ потенциально доступных источников информации, которые нужно принимать во внимание в решаемом классе задач распознавания намерений соперника. Доступность и ценность источников информации, рассматриваемых далее, следует анализировать в рамках конкретного приложения.

Источники данных. Система **B** в процессе «наблюдения» за объектами соперника **A** может получать данные о них и об их поведении в разной форме и из разных источников. В данной работе внимание акцентируется на данных, собираемых из социальных медиа, средств массовой информации и специальных источников, которые могут быть доступны системе **B**. Во многих современных приложениях антагонистического соперничества эти источники данных являются основными. К таким приложениям относятся предсказание развития цветной революции, задачи технической разведки и обнаружения технологических трендов и прорывных технологий у конкурентов, задачи соперничества на выборах, вскрытия террористической активности и др.

Как отмечалось в разд. 2, наиболее известные разработки, которые в задаче соперничества используют социальные медиа в качестве основного источника данных, ведутся в рамках Программы AIDA (2018 – 2022), выполняемой в интересах военного ведомства агентством DARPA. В этой программе явно формулируются требования к свойствам данных, собираемых из внешней среды, и к технологиям их обработки:

- данные могут быть разного уровня достоверности;
- данные не размечены именами классов явлений, распознаваемых или предсказываемых;
- обработка данных должна производиться практически в реальном времени;
- результаты обработки отдельных текстов из разных источников должны интегрироваться в некоторую целостную картину с ее представлением на разных уровнях обобщения;
- результаты обработки данных должны представляться в терминах ЕЯ и хорошо интерпретироваться содержательно;
- обработка данных, собираемых в последовательные периоды времени, должна использоваться для обнаружения трендов и предсказания поведения объекта интереса;
- все эти результаты должны получаться при минимальном участии человека.

Сбор онлайн-данных по нужной тематике, однако, не является технически простой задачей. Для их поиска необходимо иметь вычислительно эффективные семантические краулеры и семантические фильтры, которые позволяют отфильтровывать основную массу нерелевантных данных. Особенность собираемых данных состоит также в том, что заранее невозможно предсказать, какие именно данные об объекте интереса **A** удастся обнаружить в очередном цикле Бойды и насколько они будут достоверными. Неизвестно также, насколько полными и/или достаточными будут эти данные в контексте решаемых задач. Поэтому так важно иметь в системе сбора средства оценивания и улучшения качества собранных данных по разным критериям.

Собираемые данные нужны для двух целей. С одной стороны, данные о поведении и состоянии соперника **A** нужны системе **B** для решения задачи распознавания его намерений и предсказания его группового поведения его объектов в каждом цикле Бойды, и это основное их назначение. С другой стороны, эти данные, если они накоплены в достаточном объеме и обладают необходимой полнотой и достоверностью, могут стать при использовании машинного обучения неопенимым источником знаний, необходимых системе **B** для оперативного решения задач распознавания и предсказания.

К сожалению, собираемые данные далеко не всегда могут быть использованы как обучающие данные. Во-первых, они обычно имеют ограниченный объем. Во-вторых, они не всегда или не все могут быть размеченными, и тогда задачу разметки придется решать отдельно. Хотя в настоящее время имеются инструменты для автоматизации этой работы, но результаты такой разметки, как правило, требуют экспертной верификации ввиду недостаточного уровня доверия к ним. Другие аспекты качества данных также могут создавать проблемы. Это относится, например, к наличию пропущенных значений, выбросов, помех, отсутствие представительности и др. По этим причинам нужно искать и другие источники данных. Среди них важную роль играют математические модели группового поведения объектов соперника.

Математические модели группового поведения объектов соперника. Математические модели группового поведения, как и любые другие модели, строят на основе экспертных знаний. Обычно применительно к рассматриваемому классу задач в области безопасности эти знания требуют усилий математиков, социологов, менеджеров, программистов и специалистов в области математического моделирования, по меньшей мере. В настоящее время признано, что математические модели как средство генерации обучающих данных для решения задач машинного обучения могут играть ключевую роль. В ИИ математические модели получили специальное название – *цифровые двойники*. В нашем случае объектом моделирования является групповое поведение объектов соперника *A*.

Цифровой двойник группового поведения объектов соперника одним из важных, если не самым важным источником данных, причем для решения обеих задач, а именно для оперативного принятия решений о намерениях соперника в текущем цикле Бойда и для генерации обучающей выборки задачи машинного обучения системы распознавания намерений соперника. Случаи использования цифрового двойника группового поведения объектов системы *A*, его концептуальная структура, формальная модель группового поведения в контексте задач распознавания намерений и предсказания его группового поведения описываются в следующем разделе.

Экспертные знания. В настоящее время с задачами рассматриваемого класса обычно работают эксперты. Они имеют обширные знания в предметной области приложения и обладают богатым опытом практического решения конкретных задач, в частности, знают особенности поведения соперника, типовые сценарии поведения его объектов при различных намерениях и состояниях внешней среды. Их знания включают индикаторы (комбинации признаков, паттерны поведения соперника, тенденции в их динамике) и экспертные правила принятия решений на основе этих индикаторов. Эти знания должны использовать в той или иной форме при построении алгоритмов и систем распознавания намерений в нескольких целях. Первая цель – это построение *онтологии* приложения, важнейшей компоненты базы знаний в системах ИИ. Онтология представляет знания системы *B* (1) об организационной структуре системы *A*, о составе, структурах и атрибутах её компонент $A_1, \dots, A_n$; (2) о типовых классах состояний этих объектов и их атрибутах; (3) о множестве вариантов намерений системы *A* и об уровне угрозы, которую каждое намерение может представлять для системы *B*; (4) о множестве целевых классов состояний системы *A* в зависимости от реализуемых намерений и, возможно, (5) о классах сценариев группового поведения объектов $A_1, \dots, A_n$, которые используются системой *A* для достижения целевых состояний, определяемых её намерениями. Онтология является важной компонентой знаний, которые могут включать знания экспертов и знания из семантического веба.

Вторая цель использования экспертных знаний – это формирование правил принятия решений в коопераций с правилами, которые могут быть получены методами машинного обучения. И в этом контексте важными являются два аспекта. Первый – это стратегия работы экспертов с множеством альтернатив возможных решений. Обычно эксперты на основе поступающей информации выдвигают несколько альтернатив для намерений соперника и его целевых состояний и пытаются найти для них аргументы за и против, отвергая альтернативы, несовместимые с получаемой информацией. В целом, этот подход экспертов, работает. Именно он намечен в Программе AIDA уже в самом ее названии «Активная интерпретация разнообразных альтернатив». Такой подход вполне модно перевести на язык алгоритмов и программ, и он должен хорошо работать и в автоматическом варианте. Вторым важным аспектом экспертных знаний, который целесообразно использовать при создании механизмов принятия решений, касается структур признаков, которые используют эксперты в своей практической работе. Обычно с точки зрения экспертов наиболее важная информация для принятия решений в моделях группового поведения – это последовательности действий различных объектов (их и называют паттернами поведения), а также информация о параллельно исполняемых множествах действий. Эта информация является очень ценной, поскольку она подсказывает разработчику структуры признаков, подлежащих поиску в множестве обучающих данных о групповом поведении в зависимости от его целевых состояний, и это знание существенно облегчает задачу *инжиниринга признаков* для машинного обучения. Далее это утверждение иллюстрируется практическими примерами.

Алгоритм распознавания намерений и предсказания класса целевого состояния соперника. Рассмотрим алгоритмы решения задачи предсказания намерений соперника *A* для каж-

дой из двух вариантах её постановки, сформулированных в разд. 3, и покажем важную роль цифрового двойника группового поведения соперника в обоих вариантах.

Постановка задачи 1: Предсказание целевого состояния группового поведения соперника. Из анализа источников экспертных знаний, приведенного выше, следует, что эксперты могут предложить варианты структур признаков и паттернов поведения, по значениям которых в текущем цикле Бойда система **B** сможет формировать решающие правила по предсказанию намерений соперника и оценки их угрозы для себя и вырабатывать рекомендации по мерам противодействия. Опишем содержательно общую идею алгоритма, реализующего этот подход, и уточним в нем роль математической модели соперника **A**.

В рассматриваемой постановке задаче полагается, что объекты $A_1, \dots, A_n$ реализуют групповое поведение в соответствии со сценарием, который неизвестен системе **B**. Эксперты тоже не знают этого сценария. На рис. 7 он представлен графом (слева), задающим частичный порядок на множестве действий, выполняемых объектами $A_1, \dots, A_n$. На временной шкале тот же сценарий (при номинальных значениях продолжительности действий сценария) представлен базовой диаграммой Ганта (справа). Пусть информация, получаемая и обрабатываемая системой **B** в последовательных циклах Бойда, относятся к моментам времени, отмеченным на диаграмме Ганта вертикальными линиями. В эти моменты входная информация может содержать различные сведения об объектах $A_1, \dots, A_n$ и о выполняемых ими действиях, в том числе о том, что некоторые действия выполняются объектами этого множества параллельно. Например, из рис. 7 можно видеть, что группы объектов $\{A_1, A_2\}$, $\{A_3, A_5, A_6\}$, $\{A_4, A_8, A_{10}\}$ и $\{A_7, A_{11}\}$ на некоторых интервалах времени выполняют свои действия X_1 и X_2 , X_3, X_5 и X_6, X_4, X_8 и X_{10} , а также X_7 и X_{11} параллельно. Эксперты на основе опыта могут также установить и последовательности действий, которые повторяются в разных реализациях соответствующего класса сценариев для некоторого намерения. Например, они в случае использования сценария рис. 7 могут наблюдать паттерны поведения $\langle X_1 X_3 \rangle$, $\langle X_1 X_3 X_8 \rangle$, $\langle X_5 X_{10} X_{11} \rangle$, $\langle X_6 X_{10} \rangle$. На графе сценария они представлены явно, и хотя этот граф системе **B** неизвестен, эти паттерны могут быть обнаружены экспертами из опыта своей работы.

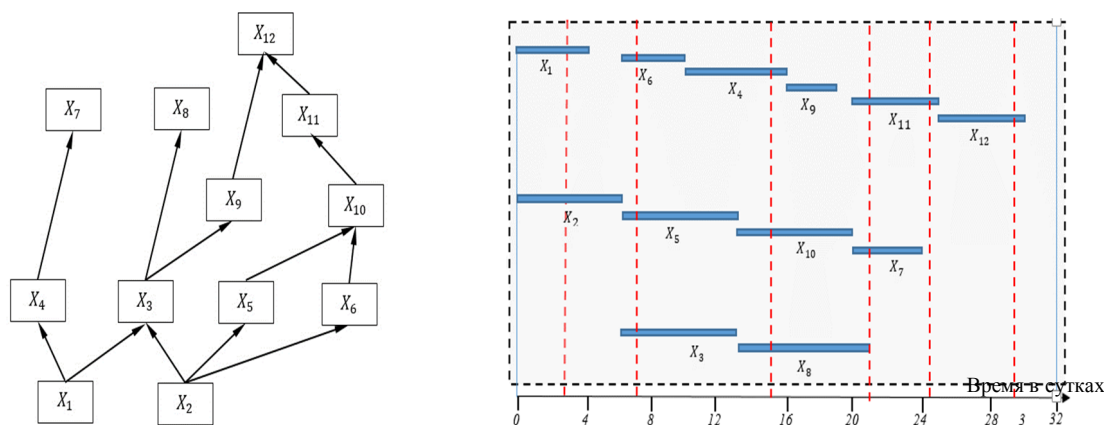


Рис. 7. Сценарий реализации намерения системы **A**, в форме графа (слева) и диаграммы Ганта (справа). Красными линиями отмечены моменты времени, к которым относятся сообщения о состоянии и поведении системы **A**, получаемые системой **B**

Однако, для того, чтобы эти характерные признаки и паттерны поведения обнаружить с помощью методов машинного обучения, нужно иметь представительную выборку обучающих данных, в которой *представлено именно поведение* объектов системы **A**. В реальной практике для задач указанного класса, однако, накопить адекватную выборку обучающих данных, как правило, не представляется возможным. Для представительной выборки, в которой ее объем «сбалансирован» с размерностью пространства признаков, должно выполняться соотношение $n > m \times \log(m)$, где n – число примеров выборки, а m – размерность пространства признаков. Если иметь в виду, что поведение соперника, который может состоять из сотен объектов и более может описываться тысячами признаков и паттернов поведения, то нереально надеяться, что имеющаяся выборка примеров будет для каких-то приложений описываемого класса удовлетворять

этим требованиям. Можно с высокой долей уверенности утверждать, что реально доступные выборки обучающих данных будут относиться к классу малых данных. Поэтому в них высока роль экспертных знаний, о которых шла речь выше, но не только таких экспертных знаний.

Ситуацию можно кардинально *изменить к лучшему*, если построить *математическую модель группового (сценарного) поведения* объектов системы A , зависящую от её намерений, и это можно реально сделать опираясь на знания экспертов, сообщества математиков и специалистов в предметной области. Такую модель можно использовать в качестве генератора размеченной выборки данных для каждого класса намерений системы A . Каждый пример такой выборки будет представлять собой множество *траекторий совместного поведения* объектов $A_1, \dots, A_n$ с их привязкой к общему времени. Рис. 5 иллюстрирует понятие траектории совместного поведения. Такая выборка траекторий будет содержать информацию о групповом поведении объектов системы A и о временных закономерностях их поведения, что необходимо для решения задач предсказания. Поэтому её можно использовать как выборку для машинного обучения классификатора предсказываемых целевых состояний системы A с распределением вероятностей на множестве их альтернатив. Этот классификатор позволит системе B для каждого онлайн-входа (множества наблюдаемых траекторий поведения объектов $A_1, \dots, A_n$) строить текущее распределение вероятностей на множестве альтернатив намерений соперника и оценивать степень их угрозы.

Постановка задачи 2: Распознавание класса сценариев поведения. В постановке задачи 1 сценарий группового поведения объектов $A_1, \dots, A_n$ в зависимости от намерений системы A не является предметом классификации для системы B , и она «не знает» что-либо об этих сценариях и их классах. В отличие от этого, в постановке задачи 2 система B «знает» множество классов сценариев $S(I_p, I_q)$ группового поведения объектов соперника для всех переходов $V = \{V_{p,q}\}$ графа переходов G и использует это знание в задаче классификации их текущих реализаций.

Идея алгоритма распознавания класса сценариев поведения соперника A в реальном времени, а значит, и его намерения состоит в том, что задачи 1 и 2 решаются параллельно, а решение формируется на основе слияния полученных решений для постановок задачи 1 и 2. В этом случае предварительно с помощью математической модели группового поведения объектов системы A генерируются обучающие выборки траекторий поведения её объектов $A_1, \dots, A_n$, размеченные именами классов целевых состояний (для задачи 1) и именами классов сценариев (для задачи 2). После обучения соответствующих классификаторов система B будет готова к работе.

Общая структура системы принятия решений, включающая процедуры машинного обучения обоих классификаторов и предсказание намерений системы A , использует модель Бойда (рис. 6), в которую добавлен контур с цифровым двойником группового поведения системы A (рис. 8). Этот контур решает две задачи. Первая – генерация обучающих выборок, пополняющих имеющееся множество примеров, если таковое имеется. Машинное обучение проводится офлайн на этапе подготовки системы предсказания намерений к работе, но может использоваться и для модификации классификаторов по мере накопления новых примеров. Результаты машинного обучения используются в блоке «Оценка и прогнозирование» цикла Бойда (рис. 8).

Вторая задача – это прогнозирование траекторий поведения объектов $A_1, \dots, A_n$ в задаче предсказания намерений. Соответствующий итеративный алгоритм кратко поясняется ниже.

Начальные данные для s -го цикла Бойда – результаты $(s - 1)$ -го цикла:

1. $\hat{X}^{(i)}(s - 1)$, $i \in \{i_1, \dots, i_k\}$ – множество альтернатив классов целевых состояний, которые остаются актуальными после $(s - 1)$ -го цикла;
2. $\hat{I}(s - 1) = \{I_{i_1}, \dots, I_{i_k}\}$ – аналогичное множества альтернатив намерений системы A ;
3. $P(\hat{I}(s - 1)) = \{p(I_{i_1}), \dots, p(I_{i_k})\}$ – распределение вероятностей альтернатив на множестве намерений, построенное на шаге $(s - 1)$;
4. $\hat{S}(s - 1) = \{S(I_p, I_q)\}_{p,q}$, $p, q \in \{i_1, \dots, i_k\}$, $q \neq p$ – текущее множество альтернатив для класса исполняемого сценария;
5. $\tilde{X}(s) = \{\tilde{X}_1(s), \dots, \tilde{X}_n(s)\}$ – состояния объектов $A_1, \dots, A_n$ в s -ом цикле Бойда, предсказанные в $(s - 1)$ -ом цикле с помощью цифрового двойника для всех $S \in \hat{S}(s - 1)$.

Алгоритм на произвольном шаге s

1. Блок *Оценка и прогноз* получает факты из входных данных, Источник – блок *Восприятие*.

2. Обновляется прогноз $(s - 1)$ -ого цикла для текущих состояний объектов $\tilde{X}(s)$, используя входные факты, результат – $\tilde{X}(s + 1)$.

3. Прогнозируется целевые состояния для каждой альтернативы $I \in \hat{I}(s - 1)$ текущего множества альтернатив сценариев, стартуя из состояния $\tilde{X}^{(i)}(s + 1)$.

4. Выполняет классификацию целевых состояний и сценариев с помощью алгоритмов, полученных методами машинного обучения, и строит новое распределение $P(\tilde{I}(s)) = \{p(I_{i_1}), \dots, p(I_{i_k})\}$ для s -го цикла Бойда.

5. Обновляет s -ое множество актуальных альтернатив для намерений, применяя пороговый алгоритм для вероятностей $P(\tilde{I}(s)) = \{p(I_{i_1}), \dots, p(I_{i_k})\}$, и обновляет множества $\tilde{X}(s - 1)$ и $\tilde{S}(s - 1)$ до $\tilde{X}(s)$ и $\tilde{S}(s)$.

6. Выполняет с помощью цифрового двойника уточненный прогноз начального условия $\tilde{X}^{(i)}(s + 1) = \{\tilde{X}_1^{(i)}(s + 1), \dots, \tilde{X}_n^{(i)}(s + 1)\}, i \in \{i_1, \dots, i_k\}$, стартуя из состояний $\tilde{X}^{(i)}(s) = \{\tilde{X}_1^{(i)}(s), \dots, \tilde{X}_n^{(i)}(s)\}, i \in \{i_1, \dots, i_k\}$, для всех текущих альтернатив классов сценариев.

7. $s = s + 1$ Переход к п. 1, т.е. – к выполнению следующего цикла Бойда.

На рис. 8 показана связь этого алгоритма с процедурами, предусмотренными циклом Бойда.

Заключение. Основные проблемы задачи предсказания намерений конкурента обусловлены дефицитом онлайн-информации о его текущем поведении, а также дефицитом знаний о его поведении. Другие факторы сложности – это слабая зрелость методов машинного обучения в поведенческих моделях ИИ и отсутствие представительных обучающих данных.

Использование цифрового двойника группового поведения конкурента для генерации и обогащения выборки, а также для прогнозирования траекторий объектов конкурента позволяют свести задачу предсказания его намерений к решению двух задач машинного обучения и классификации с последующим объединением их решений.

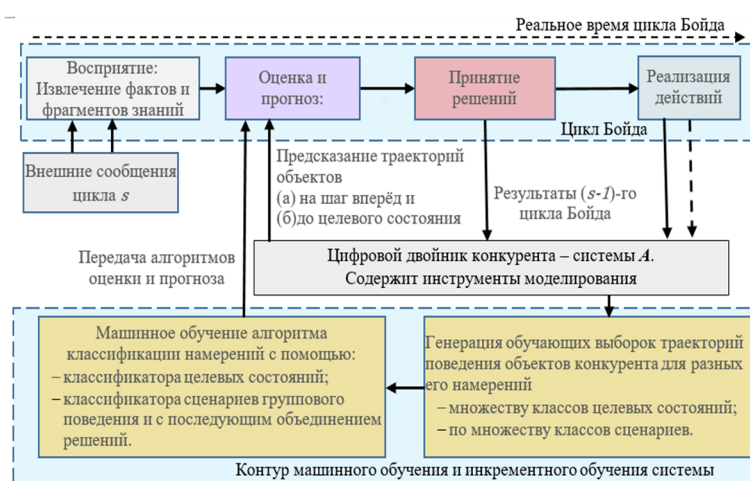


Рис. 8. Цикл Бойда с контуром машинного обучения

ЛИТЕРАТУРА

- Евстафьев Д.Г., Манойло А.В. Гибридные войны в контексте постглобализации. //Контурные глобальных трансформаций: политика, экономика, право, Т.14, № 4, 2021, С. 160 – 175.
- Саати Т.Л. Математические модели конфликтных ситуаций. М.: Сов. радио, 1977. 300 с. (Saaty T.L. Mathematical models of arms control and disarmament: application of mathematical structures in politics, New York: Wiley, 190 pp.)
- Городецкий В.И. Теория, модели, инфраструктуры и языки спецификации командного поведения автономных агентов: Обзор, Часть 1. //Искусственный интеллект и принятие решений, 2011, №2, С. 19 – 30. Часть 2. //Искусственный интеллект и принятие решений, 2011, №3, С. 34 – 47.
- Broad Agency Announcement “Active Interpretation of Disparate Alternatives” (AIDA). URL [https://www.nas.gov.ua/text/EuropeanIntegration/HR00117S0026%20\(AIDA\).pdf](https://www.nas.gov.ua/text/EuropeanIntegration/HR00117S0026%20(AIDA).pdf) (доступ 20.07.2022).
- В.И. Городецкий, И.В. Котенко. Концептуальные основы стохастического моделирования конкуренции в среде Интернет. // Труды института системного анализа РАН. Т. 9: Фундаментальные основы информационных технологий и систем. Под ред. С.В.Емельянова. М.: URSS, 2005.
- Gorodetski Vladimir, Kotenko Igor, Karsaev Oleg. Multi-agent technologies for computer network security: Attack simulation, intrusion detection and intrusion detection learning. International Journal of Computer System Science & Engineering № 4, P. 191–200, CRL Publishing Ltd, 2003.
- GorodetskyV. and Panteleev M. Networks of Autonomous Real-Time Agents in Environments with Counteraction: Features and Components of the Model. Journal of Physics Conference Series 1864(1):012079, May 2021.

8. Городецкий В.И., Пантелеев М.Г. Сети автономных агентов реального времени в среде с противодействием: Особенности и компоненты модели. Труды 13-ой Мультиконференции по проблемам управления. Санкт-Петербург, 6 - 8 октября 2020, стр. 22 - 31
9. Городецкий В.И. Принципы автономного группового управления. Труды X международной научно-практической конференции «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте», (ИММВ-2021, 17-20 мая 2021 г., Коломна, Том 1, стр. 16 – 48.
10. Gorodetsky V. Multi-agent Autonomous Group Control in Collective Robotics-Based Assembly. In CEUR-WS.org vol. 1, 2648/paper.pdf “Russian Advances in Artificial Intelligence: selected contributions to the Russian Conference on Artificial intelligence (RCAI 2020), October 10-16, 2020, Russia.
11. Городецкий В.И. Поведенческие модели кибер-физических систем и групповое управление: основные понятия // Известия ЮФУ. Технические науки. № 1. 2019. С. 133-152.
12. Городецкий В.И. Самоорганизующиеся сети агентов – базовая модель группового и кооперативного поведения автономных объектов. Сборник трудов Всероссийской конференции Искусственный интеллект: Проблемы и решения, 14-16 марта, 2018 г., Москва.
13. Brooks R.A. Intelligence without Reasoning // Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'91). 1991, vol. 1, P. 569–595.
14. Mataric M.J., Michaud F. Behavior-Based Systems. In: Siciliano B., Khatib O. (Eds.) Springer Handbook of Robotics. Springer, Berlin, Heidelberg. 2008.
15. OODA loop/ https://en.wikipedia.org/wiki/OODA_loop (доступ 15.07.2022).

Приложение. Базовые понятия поведенческой модели ИИ

В постановке задачи работы и в описании модели группового поведения объектов и алгоритма распознавании намерений соперника используется терминология, приводимая ниже.

Намерение системы – преимущество или качество другого рода, которое стремится получить система в результате исполнения миссии. Намерение является неформальным понятием, смысл которого формулируется на естественном языке в контексте предметной области приложения. Примером намерения может быть получение конкурентного преимущества в бизнесе, смена власти в результате цветной революции, получение доступа к коммерческой информации при атаке команды хакеров и т.п.

Состояние системы/объекта – время, место и список значений других атрибутов системы/объекта в конкретный момент времени. Среди возможных состояний системы/объекта имеется множество *выделенных состояний*, которые называют *начальными* и/или *конечными*. Множества начальных и конечных (целевых) состояний факторизуются в *классы начальных* и *классы конечных* (целевых) состояний (рис. 3).

Класс целевых состояний системы/объекта – множество возможных состояний системы/объекта, достижение которых система отождествляет с реализацией того или иного намерения.

Допустимый переход системы/объекта – смена состояния системы/объекта, при которой система/объект, находившаяся в некотором начальном состоянии, переходит в некоторое допустимое конечное состояние. Переход выполняется за конечное время, которое в каждой реализации допустимого перехода является случайной величиной с известным распределением.

Траектория допустимого перехода системы/объекта – многомерная функция значений ее атрибутов в зависимости от времени процесса перехода из заданного ее начального состояния в конечное состояние.

Класс допустимых траекторий перехода системы/объекта – фактор-множество траекторий допустимых переходов для пары классов начальных и конечных (целевых) состояний.

Цель системы/объекта – класс целевых состояний, который она стремится достигнуть для реализации своего намерения. Например, при намерении добиться конкурентного преимущества целью, которая позволит этого достигнуть, может быть, снижение стоимости производимого продукта и/или повышение его потребительских качеств при сохранении стоимости. В цветной революции целью может быть добиться *добровольного* сложения полномочий легитимным правительством. Цели объектов системы, являются компонентами дерева целей системы в целом.

Сценарий (миссии, группового поведения) системы – структурированная последовательность действий объектов системы, которое переводит систему из начального состояния некоторого класса в целевое состояние заданного класса. Сценарий есть множество действий, структурированных в пространстве и времени, выполняемых объектами группы в процессе перехода.

Класс сценариев (группового поведения) системы – множество сценариев (*миссии, группового поведения*), которые реализуют переход системы/объекта из любого начального состояния заданного класса в некоторое конечное (целевое) состояние другого, но одного и того же класса.

Индивидуальное поведение объекта – последовательность задач (действий), которые он решает (выполняет) в составе группы в сценарии миссии/группового поведения.

Паттерн поведения – последовательность действий объекта/системы.

Групповое поведение – множество паттернов поведения объектов группы, структурированное в пространстве и во времени, которое выполняется в интересах достижения общей цели группы.

Групповое управление – управление целями и паттернами поведения (координация целей и паттернов поведения) объектов группы, направленное на достижение групповой цели.

V.I. Gorodetsky (EURECA LLC, St. Petersburg)

Prediction of intention and group behavior of an opponent

The paper considers one of the key tasks of the problem of antagonistic behavior of two complex systems in a common environment that is online prediction the intentions of the opponent to evaluate the threat it can carry in order to plan own actions ahead of time. The novelty of the proposed approach is that it uses the concept of a digital twin of the opponent's group behavior. The latter is involved both at the stage of machine learning of the system for predicting the opponent's intentions, and at the decision-making stage. The methodological novelty of the approach lies in the use of a scenario model of the opponent's group behavior as a means of structuring the group behavior of distributed objects that form an opponent's system.

В. И. ГОРОДЕЦКИЙ
(АО «ЭВРИКА», Санкт-Петербург)

О. Н. ГРАНИЧИН¹
(СПбГУ, ИПМАШ РАН, Санкт-Петербург)

П. О. СКОБЕЛЕВ
(СамГТУ, Самара)

ДЕЦЕНТРАЛИЗАЦИЯ, САМООРГАНИЗАЦИЯ И ЭМЕРДЖЕНТНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – ЦИФРОВОЙ ВЗРЫВ УМНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

С недавних пор технологии искусственного интеллекта во многом определяют прикладные возможности приложений в индустрии информационных технологий, и от него ожидают, прежде всего, новых подходов и инструментов поддержки принятия решений в сложных системах с существенной неопределенностью в реальном времени. В настоящее время в области информационных технологий появились новые классы приложений, которые ведут к пересмотру приоритетов исследований и разработок в искусственном интеллекте. Кратко эти приоритеты формулируют как децентрализованный ИИ, самоорганизация и эмерджентный интеллект. В работе обсуждаются уровень развития этих направлений и их потенциал в реализации приложений нового поколения.

Введение. Информационные технологии (ИТ) в настоящее время – это одна из самых динамичных областей науки, и при этом искусственный интеллект (ИИ), который относительно недавно стали рассматривать как важную составную часть, как «ядро» современных ИТ, в последнее десятилетие стал основным источником этой динамики. Идеи, методы, алгоритмы и технологии ИИ с недавнего времени во многом определяют направления развития и прикладные возможности ИТ.

Напомним, что искусственный интеллект – «это интеллект, проявляемый компьютерами, а не людьми или другими живыми существами. ИИ изучает интеллектуальные системы, которые могут воспринимать окружающую среду, выполнять определенные действия и оптимизировать процессы достижения целей. С начала появления первых работ по ИИ в 1950-х годах в исследованиях по ИИ было несколько волн развития, и появилось множество разделов. В итоге ИИ стал одной из основных областей компьютерной науки и информационных технологий в целом. Традиционные исследования в области ИИ сосредоточены на разработке методов восприятия, рассуждений, представления знаний, обработке естественных языков, вычислительном интеллекте, нейронных сетях, и математической оптимизации [1, стр. 214].

С практической точки зрения в ИТ от ИИ ожидают многого, и прежде всего методов и инструментов автоматизации процессов принятия решений в условиях существенных неопределенностей и дефицита информации в режиме реального времени. Эти и другие ожидания определяются практическими потребностями приложений, которые день ото дня становятся все сложнее и разнообразнее по структуре и крупнее по масштабу. Однако до настоящего времени большая часть приложений, построенных с использованием технологий ИИ, ограничивается, главным образом, централизованными моделями.

Согласно мнению ИТ-специалистов, за последние полтора десятилетия ИИ получил существенное развитие, и основными движущими силами его прогресса являются большие данные и технологии глубокого обучения на основе нейронных сетей. Эти технологии во многом закрепили на себе силы исследователей и разработчиков, что привело к определенному перекосу исследований и разработок ИИ. Отдавая должное важности и сложности проблем больших данных, новым идеям и возможностям глубокого обучения и нейросетей, нельзя, однако, забывать о том, что это только одно из многих направлений в машинном обучении, которое, в свою очередь, является пограничным разделом ИИ и науки о данных. Глубокое обучение и техноло-

¹ Участие в работе Граничина О.Н. поддержано РФФИ, проект № 21-19-00516 в ИПМАШ РАН.
Участие в работе Скобелева П.О. поддержано РФФИ, проект № 22-41-08003, <https://rscf.ru/project/22-41-08003/>.

гии нейронных сетей, бесспорно, на какое-то время смягчили проблемы, с которыми столкнулись специалисты в области машинного обучения при работе с большими данными, и помогли «дотянуться» до основной ценности больших данных, которыми являются знания, скрытые в них. Но к настоящему времени стало ясно, что будущее ИТ далеко не сводится к проблемам больших данных и нейросетевых технологий.

В последние несколько лет в области ИТ появились новые классы приложений, для реализации которых требуются принципиально новые идеи, необходимо создание новых подходов и программных инструментов на их основе. Такие требования характерны для приложений класса Интернета вещей, киберфизических систем, для приложений глобальной логистики, децентрализованной экономики и т.п. Все эти приложения формально описываются сетевыми структурами с большим числом узлов и сложными динамическими связями разной семантики. Многие такие приложения принято относить к классу критических. Эти классы приложений резко поменяли приоритеты ИТ-исследований и разработок, изменили тенденции теоретического и технологического развития ИИ. Сейчас появились публикации, которые говорят о приближении новой революции в области ИИ и называют *децентрализованный ИИ*, *самоорганизацию* и *эмерджентный интеллект* в качестве основных движущих сил этой революции [2 – 7].

В качестве наиболее показательных примеров этой тенденции специалисты отмечают ряд разработок, которые ведутся в настоящее время, уже достигли определенного уровня развития и получили признание в индустрии. К ним относят парадигму периферических вычислений, децентрализованные бизнес-сервисы, например, финансовые сервисы без посредников на основе парных взаимодействий на платформе блокчейна (*англ.* DeFi), новую концепцию организации всемирной паутины, которую называют Web3² или Web3.0 (это разные варианты организации веб). Разрабатывается также концепция метавселенной, под которой понимают концепцию гибридного мира, построенного на основе сосуществования и тесного взаимодействия сущностей реального мира и киберпространства.

Все эти разработки, с которыми индустрия интеллектуальных ИТ-технологий в настоящее время связывает большие ожидания, имеют в своей основе общие принципы организации, а именно децентрализованную архитектуру взаимодействия и управления, а также децентрализованную коммуникационную среду, работают на принципах самоорганизации и проявляют адаптивное и эмерджентное поведение и эмерджентный интеллект. Все эти разработки имеют обширные области практических применений и рассматриваются в качестве новых подходов (*англ.* framework) и инструментов создания приложений сетевой архитектуры.

Однако обеспечение заявленных возможностей этих разработок, как показал уже небольшой накопленный опыт, не может быть достигнуто без использования идей, методологий, алгоритмов, инструментов и технологий ИИ, причем таких, которые в настоящее время, как отмечается в работе [7], либо отсутствуют совсем, либо развиты недостаточно. В качестве главного пробела ИИ в рассматриваемом контексте указывается практически отсутствие нужных наработок в области децентрализованного ИИ. Однако децентрализованный ИИ – это только одна, хотя и самая важная сторона проблемы. Полномасштабная поддержка перечисленных передовых разработок и реализация их заявленных возможностей, требуют активного использования моделей самоорганизации управления и управления эмерджентным поведением объектов сетевой архитектуры, особенно в случае, когда топология этой сети является динамической.

Целями обсуждения, приводимого далее, являются поиск ответов на следующие вопросы:

- (1) Какие трудные задачи ИТ-приложений нового поколения может взять на себя ИИ?
- (2) Что ИИ может предложить таким приложениям уже сейчас?
- (3) Какие актуальные трудные проблемы теоретического и прикладного характера, характерные для перспективных приложений, может решить ИИ?

Далее сначала приводится краткое содержательное описание передовых ИТ-разработок, перечисленных выше, а затем приводятся ответы экспертов на сформулированные вопросы.

² Напомним, что Web 2.0 – это “общедоступная глобальная семантическая сеть, построенная на базе Всемирной паутины путём стандартизации представления информации в ней в виде, пригодном для машинной обработки” (Википедия).

Новые парадигмы информационных технологий. *Периферические вычисления* [2] – это парадигма организации вычислений в сети, согласно которой обработка данных выполняется в узле, который наиболее близок в сети к источникам данных и потребителям результатов. Эта архитектура вычислений приводит к снижению временных задержек, связанных с обработкой периферийных данных, загрузки коммуникационных каналов и энергопотребления. Сейчас такие архитектуры сетевых вычислений находят все большее применение на практике, чему значительно способствовало развитие приложений Интернета вещей и 5G-технологий мобильной связи, для которых характерна ограниченность ресурсов (энергетических, вычислительных и коммуникационных). В этой архитектуре легче решаются проблемы защиты данных [2]. Системы периферических вычислений могут иметь различную архитектуру, например, в них могут быть объединены иерархия децентрализованных сетей, отдельные локальные децентрализованные подсистемы могут отвечать узлам или кластерам сети, а представителем любой локальной подсистемы во внешнем мире может быть агент сети. Детали концепции периферических вычислений можно найти в [2].

Децентрализованные финансовые технологии (англ. Decentralized Finance, DeFi) и *блокчейн* [3, 4]. DeFi – это различные финансовые инструменты, основанные на сервисах, которые развиваются в форме цифровой альтернативы традиционным финансовым инструментам. Основная новизна DeFi состоит в отсутствии посредников. По существу, это новая технология организации и ведения финансового бизнеса [3, 7]. Она оперирует понятием *цифровых активов* (их называют DeFi-токенами), Эти сущности, возможно, абстрактные, представляют ценность на финансовом рынке, и поэтому их можно продавать и покупать. Примерами являются криптовалюты, невзаимозаменяемые токены (англ. Non Fungible Token, кратко NFT³), которые являются аналогами ценных бумаг и которые нельзя просто скопировать (они существуют в собственной экосистеме). Вторым элементом DeFi являются *цифровые кошельки*, которые по сути являются интерфейсами пользователей для управления своими активами. Третьей важной компонентой DeFi являются *смарт-контракты*. Смарт-контракт – это процедура выполнения действий в экосистеме DeFi, например, пересылки криптовалюты или другого цифрового актива от одного участника финансового рынка другому. Эти три стандартные действия выполняются в экосистемах DeFi автоматически в соответствии с принятыми правилами, которые реализуются протоколами консенсуса. Например, “генерация транзакций”, “проверка данных и принятие решений”, “хранение данных” – вся эта последовательная цепочка операций DeFi выполняется автоматически без участия посредника. Она выполняется в децентрализованной манере по технологии парных взаимодействий. В алгоритмическую основу DeFi-технологий положена концепция блокчейна.

Блокчейном [4] называют непрерывную цепочку цифровых блоков (транзакций), соединенных друг с другом и связанных в некотором общем контексте в файл (документ), который называют распределенным реестром. Первоначально эта концепция использовалась для сохранения транзакций цифровых валют, но идея, заложенная в нее, оказалась очень продуктивной, и позже блокчейн начали использовать в других приложениях. Существуют различные типы блокчейна: 1) публичный блокчейн (цепочка блоков, которую может «прочитать» любой человек в мире, и выполнять с ними некоторые допустимые манипуляции), 2) частные блокчейны (с ограниченным доступом) и 3) блокчейн консорциума (разрешенные манипуляции с блоками контролируются выбранным набором узлов/людей). Привлекательность блокчейна в различных приложениях, определяется его свойствами, такими, как *децентрализация* (хранится на нескольких компьютерах), *прозрачность* (любой с правом доступа может посмотреть историю транзакций), *неизменность данных* (никто не может изменить данные или их повредить), *доверие* при отсутствии посредников (их заменяют криптография и протоколы), *анонимность* (аутентификация пользователя выполняется без раскрытия его личности), *демократичность* (решения принимаются на основе парных взаимодействий по протоколу консенсуса), возможность *аудита*, *встроенная защита от атак* (безопасность) и *отказоустойчивость* (за счет избыточности и децентрализации). Заметим, что

³ Пример NFT – предметы цифрового искусства. Например, NFT Bepple, 5000 Days было продано на аукционе за 69 млн. долларов США (<https://www.theverge.com/2021/3/11/22325054/bepple-christies-nft-sale-cost-everydays-69-million>)

область приложений технологий блокчейна сейчас не ограничивается DeFi. Например, эта технология используется в системах децентрализованной компьютерной безопасности.

Концепция Web3 Всемирной паутины [5]. В настоящее время получила существенное развитие концепция следующей версии всемирной паутины, называемая *Web3* (2007). Основная идея этой версии состоит в том, чтобы отказаться от централизованных хранилищ данных и перейти к распределенному их хранению с децентрализованным доступом. Это позволит, прежде всего, устранить монопольную зависимость от таких ИТ-гигантов, как Google, Amazon, Apple и других, т.е. от монополии хранения контента, которая приносит много проблем. Например, уход от централизованного контроля контента, использование собственных платформ, экосистем и баз данных, повышение уровня доверия к контенту и уровня его безопасности за счет использования блокчейн-технологий и его протоколов, возможность перенести в Интернет цифровые бизнесы, включая DeFi, внедрение цифровой экономики, оперирующей токенами как цифровыми активами – вот основные идеи *Web3*, которая пока еще находится в стадии разработки. Образно говоря, *Web3* – это переход от текстов для человека к текстам для компьютеров, которые сами смогут их анализировать, делать выводы, выполнять машинное обучение и т.д. Владелец контента остается его владельцем, и его контент не смогут так просто заблокировать, как это можно сейчас, поскольку контент владельца в *Web3* будет храниться на его стороне, а не стороне ИТ-гиганта. *Web3* должна стать децентрализованной веб-экосистемой.

Из приведенного краткого описания следует, что для *Web3* все выводы о важности технологий децентрализованного ИИ, которые следуют из описания периферических вычислений и децентрализованных бизнесов типа De-Fi остаются справедливыми, если не усиливаются.

Метавселенная [6]. Эта концепция (англ. metaverse) расширяет понятие киберпространства за счет концепций цифровых двойников, виртуальной и дополненной реальности с целью создать виртуальный мир, параллельный реальному, который тесно связан с ним [6]. Метавселенная включает в себя ранее созданные миры, такие как видеоконференции, социальные сети, виртуальные 3D-миры, системы дополненной реальности и др.

Метавселенная – это синтетическая среда, с которой люди-представители реального мира взаимодействуют через своих посредников – цифровых аватаров [6]. Создание, развитие и использование метавселенной проходит через три этапа, а именно (1) создание цифровых двойников реального мира, (2) создание цифровых аборигенов и их задание деятельности по развитию метавселенной, и в конечном итоге – (3) сосуществование физической и виртуальной реальности и их практическое использование [6]. В соответствии с этой схемой создание метавселенной начинается с разработки некоторого множества цифровых двойников для разных аспектов реального мира. Эти цифровые копии («тени») физической среды представляют «срезы» реальности в виртуальном мире. Далее через своих аватаров (цифровых аборигенов [6]), создают связанные экосистемы, включающие такие стороны реального мира, как наука, культура, экономика, законы, социальные нормы, цифровое искусство и т.д. Они создаются по аналогии с существующими. Естественно, что на начальной стадии развития метавселенной цифровые двойники будут слабо связаны с реальными мирами, но заселение метавселенной цифровыми аборигенами для генерации различных экосистем и установления связей между ними и компонентами реального мира, как пишет автор [6], в итоге должны сформировать «виртуальный ландшафт» и единый физико-виртуальный мир, частями которого являются метавселенная и реальный мир.

На третьей стадии создания и развития метавселенной аватары, представляющие пользователей-людей физического мира, уже смогут выполнять разнообразную деятельность в виртуальном мире, и число таких пользователей, работающих одновременно, не ограничивается.

Взаимодействие физического и виртуального миров выполняется с помощью данных. Данные физической среды могут порождаться сенсорами, социальными сетями, средствами массовой информации и т.п. Они являются входами цифровых двойников и вызывают смену их состояний и динамику. С другой стороны, цифровые двойники способны генерировать данные, которые неизвестны для реального мира, и эти данные могут существенно обогащать информацию о реальном мире, формируя в итоге более полную информацию о нем. Взаимодействие ведет к обогащению информации, доступной для принятия решений. Это свойство составляет

основу большинства процессов *предсказания трендов, событий, явлений и процессов реального мира* на основании взаимодействия метавселенной и физического мира. Заметим, что в имеющихся разработках остается большой разрыв между уровнем технической оснащенности киберпространства и тем, что провозглашается в концепции метавселенной.

Мультиагентные технологии, самоорганизация и эмерджентный интеллект

Мультиагентные архитектуры и технологии. Дальнейшее обсуждение проблем децентрализованного ИИ по умолчанию предполагает, что в качестве архитектуры и технологии создания приложений сетевой структуры используется архитектура и технология автономного агента и мультиагентных систем (МАС). Этот выбор обусловлен тем, что концепция интеллектуального агента рассматривает свойство автономности и способность к проактивному поведению в качестве его базовых свойств. При этом автономность агента понимается как его способность работать для достижения поставленной цели без вмешательства человека или других компонент системы и при этом выполнять самоконтроль над своими действиями и внутренним состоянием. Способность агента к проактивному поведению означает, что при управлении своим поведением агент принимает во внимание не только информацию, полученную им онлайн из внешнего мира, но и предысторию своих действий и состояний внешней среды, которые нашли отражение в его текущем внутреннем состоянии. Например, агент может генерировать сообщения и посылать их другим агентам даже при отсутствии входных событий, в частности, по нарушению таймаута. Еще одно важное свойство автономных агентов, существенное для реализации децентрализованного ИИ, это его интерактивность. Интерактивность определяется как способность агентов оказывать то или иное влияние друг на друга, и именно в этом смысле сеть агентов МАС называют «слабо связанной». «Из интерактивности и автономности вытекает способность группы агентов генерировать решение сложных задач на основе побочных эффектов от совместных скоординированных действий» [8],

Из этого краткого перечисления свойств агента следует, что модель агента для описания поведения узлов сети и модель МАС для сетевого объекта в целом идеально подходят для формализации совместного поведения множества автономных объектов системы децентрализованного ИИ. В концепции МАС каждому автономному узлу (объекту) сети ставится в соответствие автономный программный агент. Этот агент, с одной стороны, управляет *внутренним поведением* программных и/или аппаратных компонент узла сети в различных случаях использования (при исполнении узлом сети агентов той или иной роли). С другой стороны, этот агент является представителем своего узла во «внешнем мире», т.е. в сети программных агентов, где его главная функция – это взаимодействие с агентами других узлов сети путём обмена сообщениями с целью координация индивидуального поведения своего узла в различных задачах при координации группового поведения узлов сети. Обычно внешнее поведение агента в различных случаях использования реализуется с помощью соответствующих *протоколов*. В этой архитектуре динамически обновляемая информация, получаемая агентом извне, и формируемая самим агентом, вместе с локально доступной информацией от ограниченного числа соседей обрабатывается им или пересылается другому агенту. При этом, как и в архитектуре периферийных вычислений, существенно сокращаются как ресурсные и временные затраты на коммуникации в сети, так и время на обработку и принятие решений, затрачиваемые всей системой (в центре, если он все-таки есть).⁴

Заметим, что популярный в последнее время термин «мультиагентное управление» у многих авторов не имеет связи в теми процессами, на основе которых функционирует сеть агентов. В МАС-технологиях ключевыми особенностями являются взаимодействия в сети агентов на основе различных протоколов и диалогов, реализуемых с помощью обмена сообщениями в коммуникационной среде, использование формальных языков обмена сообщениями и т.п. В работах по теории управления эти компоненты часто отсутствуют, и авторы обычно рассматривают решение динамических проблем управления на основе моделей дифференциальных уравнений в непрерывном времени. Так же (в непрерывном времени) программным образом передаются данные от агентов к агентам об их состоянии, используя напрямую адресуемую память компь-

⁴ По существу, такие свойства агентов и МАС делают архитектуру сети автономных агентов полным аналогом архитектуры периферийных вычислений.

ютера. По сути в такой технологии вместо «модного» сейчас термина «мультиагентный» было бы корректнее использовать термины, традиционно принятые в многомерных и многосвязных динамических системах со связями, представленными графом.

Самоорганизация и эмерджентный интеллект. Термин “самоорганизация” есть композиция двух слов: “само”, (источник основных движущих сил – это внутренние процессы локальных взаимодействий компонент системы), и “организация”, что подчеркивает множество *отношений* между компонентами системы, которые определяют структуру на их множестве и их взаимодействия в динамике функционирования [9]. В соответствии с общепринятым определением *самоорганизация* есть *механизм, или процесс*, ведущий к возникновению, поддержанию и изменению организации системы без явного внешнего управления во время ее работы [10]. Это означает, что самоорганизация – это *динамический процесс*, в котором *организация* возникает и изменяется только за счет внутренних взаимодействий.

Самоорганизующиеся системы проявляют следующие свойства [10]:

- *автономность*, т.е. отсутствие управления со стороны внешней среды;
- *глобальный порядок* (организация, структура), который возникает в системе за счет внутренних локальных взаимодействий ее компонент;
- *эмерджентные свойства*, которые могут наблюдаться на метасуровне и которые не выводятся из поведения отдельных компонент;
- *диссипация*, т.е. рассеяние энергии в неустойчивых состояниях при отсутствии внешних возмущений; это приводит к переходам в стабильные состояния с эмерджентными свойствами;
- *нелинейная динамика, неустойчивость и чувствительность* к начальным состояниям и к малым изменениям параметров, когда при их малых флуктуациях в некоторых критических точках пространства состояний поведение системы может меняться значительно, и это свойство не может быть выведено из свойств отдельных компонент;
- *множественность устойчивых состояний* (аттракторов, точек притяжения);
- *избыточность компонент системы и их взаимодействий*, что влечет нечувствительность к их выходу из строя (отказоустойчивости);
- *адаптивность*, т.е. способность изменять свое поведение и переходить, возможно, скачкообразно, в новое устойчивое состояние с изменением структуры системы;
- *сложность*, обусловленная большим числом компонент и эмерджентностью ее глобальных свойств и глобального поведения;
- *простота правил взаимодействия компонент*, которые влекут сложное поведение системы, что не следует из правил взаимодействия;
- *наличие иерархии*; самоорганизующаяся система описывается не менее, чем на двух уровнях: на уровне локальных взаимодействий компонент и на метасуровне, где проявляются эмерджентные свойства.

Термин «*эмерджентность*» (англ. от emergent - возникающий, неожиданно появляющийся) в теории систем означает появление у системы свойств, не присущих её элементам в отдельности или несводимость свойств системы к сумме свойств её компонент. Обычно говорят, что эмерджентность есть динамическое появление глобального порядка, структуры, свойства или другого паттерна на метасуровне как интегрального результата локальных взаимодействий элементов системы. Примерами эмерджентности из физики являются, например, температура, возникающая как результат хаотического движения молекул с некоторой средней скоростью. Наиболее близкими (но, все-таки, другими) понятиями в теории систем являются такие, как самоорганизация, синергия, холизм, системный эффект, некомпозициональность и др. Эмерджентные структуры, явления и поведение – суть многих природных явлений, от физических (снежинки, ураганы и т.д.) - до биологических (вирус, бактерия, стайное поведение животных и т.д.).

Понятие *эмерджентного интеллекта* (ЭИ) в ИТ-приложениях предложено для характеристики явления, которое было впервые обнаружено в 2007 году в разработке и исследованиях МАС адаптивного управления мобильными ресурсами, в частности, грузовыми перевозками [11]. В этих исследованиях было выявлено, что при определенных условиях в ходе самоорганизации агентов заказов и ресурсов в ПВ-сети [12] расписания флотилии грузовиков в потоке событий, поступающих в реальном времени, в дискретной, но децентрализованной

системе за счет переговоров агентов начинают наблюдаться волновые нелинейные эффекты, довольно необычные для традиционного жесткого, последовательного и детерминированного программирования:

- периодические колебания между двумя расписаниями, примерно одинаковыми по своим показателям;
- резонансные явления, связанные с неожиданным ускорением или, наоборот, замедлением работы системы;
- катастрофы, когда новое событие приводит к почти полному распаду сложившегося расписания и его почти полной перестройке, и т.д.

Постепенно стало ясно, что обнаруженные процессы во многом отвечают феноменологии сложных адаптивных систем, теория которых была построена проф. И. Пригожиным, получившим Нобелевскую премию по химии в 1978 году за открытие автокаталитических процессов в органических растворах жидкостей [13, 14]. Именно самоорганизация и эмерджентность порождают зависимость от предыстории событий, невозможность «откатить» принятые ранее решения, «эффект бабочки», потерю каузальности, т.е. связи причины и следствия, и ряд других эффектов. По мнению ряда ученых, именно фундаментальные принципы самоорганизации и эволюции и породили само понятие «жизнь» [15], и потому довольно естественно предположить, что это же имеет влияние и на интеллект человека, и потому естественно ИИ тоже «вооружить» описанными свойствами и назвать это *эмерджентным интеллектом* (ЭИ).

Эти разработки позволили сформулировать гипотезу существования нового класса децентрализованных систем ИИ, систем эмерджентного интеллекта, которые должны отличаться автономностью частей, их связностью и взаимодействием, неравновесностью и нелинейностью, будучи построенными на основе принципов самоорганизации и эволюции.

Далее приводятся материалы обсуждения роли децентрализованного, самоорганизующегося и эмерджентного ИИ в ИТ-приложениях нового поколения, которые, по мнению специалистов, определяют возможности ИТ-технологий, по крайней мере, в ближайшее десятилетие. Обсуждение проводится группой специалистов в области ИИ, представляющих как бизнес-сообщество (проф. В.И. Городецкий и д.т.н. П.О. Скобелев), так и академическое сообщество (проф. О.Н. Граничин). Обсуждение перспектив децентрализованного ИИ, роли самоорганизации и места ЭИ ведется по трем вопросам, которые были сформулированы во Введении в контексте наиболее резонансных разработок последнего времени (см. разделе).

Какие трудные задачи ИТ-приложений нового поколения может взять на себя ИИ?

Граничин О.Н. ИТ-приложения нового поколения – это, прежде всего, приложения сетевой структуры. Они состоят из множества распределенных, возможно, мобильных объектов (узлов сети), которые активно взаимодействуют при совместном решении различных задач. Топология приложений сетевой структуры, как правило, является динамической, что характерно для сетей беспроводной связи. И первая трудная задача здесь – это построить *коммуникационную сеть* с динамической маршрутизацией сообщений. И это одна из непростых задач современных и будущих приложений.

Другая трудная задача – это обеспечение *устойчивости и адаптивности* децентрализованных алгоритмов управления. В отличие от условий экспериментального характера (помещений лабораторий, испытательного полигона), реальная внешняя среда обычно имеет высокий уровень неопределенности, источником которой является, во-первых, сама среда, в которой всегда есть возмущения (зашумленность канала передачи данных, ветер, неровности ландшафта, туманность и т.д.), во-вторых, сторонние движущиеся или статические объекты (рельеф, преграды, препятствия и т.п.). Кроме этого, возможны исключительные ситуации, когда, например, объекты (узлы сети) могут выходить из строя. Это означает, что децентрализованные алгоритмы управления работой сетевого объекта должны быть адаптивными и устойчивыми в этих условиях.

Ряд новых проблем придется решать при обработке *сенсорных данных*. Важно отметить, что ввиду технико-экономических ограничений, большую популярность получили сенсоры низкой стоимости в сочетании с приемлемой чувствительностью и низким пределом детектирования.

Это и ряд других причин обуславливают применение в составе систем управления и мониторинга большого числа сенсоров, которые обычно имеют различную физическую природу, и для принятия решений их нужно использовать совместно. Это порождает непростую *проблему слияния гетерогенных данных*, получаемых системой от сети сенсоров. Кроме того, на практике выборка данных зачастую содержит аномальные измерения и выбросы, которые нужно фильтровать для повышения надежности результатов, причем эти процессы должны выполняться в реальном времени, что ставит трудную проблему обеспечения *робастности децентрализованных алгоритмов слияния данных*.

Одной из актуальных практических задач, в которых неизбежно применение децентрализованного управления, является групповое управление беспилотными мобильными аппаратами. Групповое применение таких аппаратов, возможно, в большом числе, позволяет повысить эффективность (скорость и качество) решения целевых задач и степень отказоустойчивости системы. Для управления групповым поведением в этом случае используются протоколы децентрализованного управления, а значит и динамические коммуникационные среды. Динамика топологии сети при этом может быть достаточно высокой, и использовании каких-либо элементов централизации (например, для маршрутизации сообщений в сети) невозможна. Обычно в МАС применяют программную децентрализацию и распараллеливание вычислений, а методы, средства и аппаратное обеспечение для передачи данных рассматриваются как некоторая среда, в которой "живут" агенты. Для аппаратной децентрализации сетей в последнее время все чаще применяются ad-hoc-сети. Такие сети предполагают парные взаимодействия агентов. Но при динамике топологии коммуникационной сети знания о доступных маршрутах необходимо обновлять для всех агентов в реальном времени. Это ставит трудные проблемы *децентрализованного группового управления на основе протоколов* в коммуникационной среде без централизованного управления. Это трудная задача и она осложняется возможными помехами, задержками в передаче данных, появлением новых и исчезновением существующих узлов в сети. Кроме того, динамика топологии сети актуальна задача разработки новых *адаптивных методов управления загрузкой узлов и ребер сети*, и особенно при наличии ограничений на использование ресурсов в такой сети, которая к тому же должна обрабатывать задания разных приоритетов.

Скобелев П.О. Обратимся к использованию ЭИ в задачах децентрализованного планирования и распределения ресурсов, одной из распространенных и трудных задач ИТ-приложений нового поколения. Эту задачу может взять на себя ЭИ. Суть методологии ЭИ в таких задачах состоит в том, чтобы представить процесс решения этой задачи как коллективный процесс выработки и принятия решений по выявлению и разрешению конфликтов в самоорганизующейся сети, например, в ПВ-сети на виртуальном рынке [12]. Эта методология позволит свести переборную задачу к переговорам типа аукциона, которые формируют итеративно согласованные цепочки локальных улучшений искомого решения. В итоге этот процесс приходит к состоянию «конкурентного (динамического) равновесия», которое отвечает балансу интересов (консенсусу) всех участников. Эта методология позволяет строить децентрализованные алгоритмы планирования, включающих протоколы переговоров, построенных на базе метода компенсаций. В основу этого метода положены индивидуальные функции удовлетворенности и бонусы/штрафы программных агентов. Эти функции регулируют эластичность агентов по отношению к взаимным уступкам при разрешении выявленных конфликтов в процессе переговоров. Этот подход позволяет управлять качеством получающихся планов и расписаний, а также скоростью получения и выдачи результатов, что важно для эффективного использования ресурсов предприятий в реальном времени.

Эта методология, построенная с использованием эффекта ЭИ, может взять на себя решение задач управления ресурсами предприятий транспорта, промышленности, цепочек поставок, аэрокосмического комплекса, железнодорожных перевозок и ряда других, предложить для этих целей линейку интеллектуальных систем высокой адаптивности.

Две фундаментальные монографии, вышедшие в Кембридже в 2009-2010, развивающие идеи ЭИ и виртуального рынка для самоорганизации сетей агентов при управлении ресурсами, показали важные свойства этого нового класса децентрализованных методов и алгоритмов. К ним относятся простота и понятность для программистов, устойчивость к изменениям, быстрая сходимость и т.д. [16, 17]. Для некоторых случаев, например, задачи о назначениях, была доказана

эквивалентность метода линейного программирования, дающего полностью глобально-оптимальное решение, и методов виртуального рынка.

Позже была показана возможность решения и других типов сложных и трудно формализуемых задач на основе ЭИ, например, таких как понимание текста или извлечение знаний путем кластеризации данных [18].

Развитие описанного варианта ЭИ в системах управления ресурсами за счет применения цифровых двойников приводит к эволюции методологии в сторону систем большей автономности [19]. Переход от автономных систем управления ресурсами предприятий к цифровым сетевым платформам и экосистемам цифровых двойников предприятий для их конкуренции и кооперации в рамках крупных корпораций и целых отраслей, позволит охватить основные этапы жизненного цикла создания высокотехнологичных изделий [20 – 23].

Городецкий В.И. Тенденция к децентрализации является всеобщей во всех ключевых классах технологий и ИТ-приложений, рассмотренных в разд. 1, которые по признанию многих ИТ-специалистов определяют перспектив цифрового мира. Пока, однако, удельный вес ИИ в реализациях этих концепций относительно низок, а его децентрализованные варианты практически не используются совсем, хотя здесь имеется много трудных задач, справиться с которыми помог бы децентрализованный ИИ.

В первую очередь это касается проблем, обусловленных динамикой топологии объектов сетевой структуры, поэтому децентрализованное решение задач в системах сетевой структуры – это, прежде всего, поддержка *парных взаимодействий* узлов (агентов) сети на концептуальном уровне и *p2p-коммуникаций* на уровне коммуникационной среды. На этом акцентировал внимание наш коллега О.Н. Граничин. В сети с динамической топологией это совсем непросто, поскольку стандартные платформы агентов не поддерживают распределенные желтые страницы. И в этой ситуации агент, запрашивающий нужный ему сервис, не знает, какие именно агенты (узлы сети) могут ему этот сервис поставить. Так что технология поддержки парных взаимодействий на уровне коммуникационной среды является серьезной и трудной.

Помимо этого, в динамической сети будут неизбежно возникать задержки, что вызовет целый поток новых проблем, например, управление распределённой памятью для хранения задержанной информации. Хорошо известно, что это одна из самых острых проблем в распределенных системах наблюдения земной поверхности в группировках низколетящих малых спутников с децентрализованным управлением.

Но есть и другой слой актуальных проблем, которые появляются в новых классах ИТ-приложений. Децентрализация необходима в процессах *извлечения знаний из данных* и в *процессах машинного обучения*. Это обусловлено, во-первых, приватностью, конфиденциальностью и, часто, коммерческой ценностью распределенных данных. Во-вторых, децентрализованные алгоритмы извлечения знаний работают с меньшими объемами и меньшей размерностью обучающих данных, что делает такие машинного обучения более робастными и более эффективными с вычислительной точки зрения. В мобильных сетях с ограниченными компьютерными ресурсами это особенно важно, поскольку позволит заметно снизить нагрузку на каналы связи и вычислительные ресурсы.

В общем случае потребуется также создать индустриальные системы для поддержки других p2p-сервисов, например, сервис распределенного робастного планирования (например, на базе доски объявлений и аукционов, о чем говорил П.О. Скобелев, p2p-сервис и p2p-протокол распределенной координации группового поведения объектов, решающих совместно общую задачу. По существу, смарт-контракты в технологиях, построенных на платформе блокчейна, являются «умными» только по названию, а переход к блокчейну и смарт-контрактам, которые действительно являются «умными», потребует разработки соответствующих децентрализованных алгоритмов ИИ. Примером является проблема децентрализованного заключения контрактов.

Децентрализованные алгоритмы ИИ составляют основу самоорганизации. Однако большая часть самоорганизующихся алгоритмов работает на основе только локальной информации и процессов локальной оптимизации. Часто такой информации бывает недостаточно. Уже имеется ряд теоретических предложений, которые позволят строить реализации самоорганизующихся систем децентрализованной архитектуры с привлечением, возможно частичным, глобального контекста.

Что может децентрализованный ИИ предложить уже сейчас?

Городецкий В.И. Сейчас в ИИ доминируют централизованные технологии, но появляется все больше ИТ-приложений, в которых необходима децентрализация. Это относится к технологиям периферических вычислений в мобильных сетях, а это мобильные телефоны, мобильная робототехника и беспилотные аппараты и их группы, это вычисления на устройствах Интернета вещей, это приложения децентрализованной безопасности и DeFi, это сервисы *Web3* и многое другое. Краудсенсинг, краудсорсинг, и краудфандинг дают убедительные примеры эффективности децентрализованного ИИ в современных ИТ-приложениях [7].

Идея децентрализованного ИИ не является новой и в нем уже есть результаты, практически готовые к использованию. Эта идея вместе с ИИ пережила уже одну волну большого интереса в период с середины 1980-х годов и до 2000-х годов. В это время активно разрабатывались проблемы децентрализованного группового управления автономными объектами. В них децентрализация, автономность, и распределенная координация группового поведения были поставлены в фокус исследований, а концепция самоорганизации, парных взаимодействий и коммуникаций были сформулированы именно в это время,

Фактически уже к началу 2000-х годов усилиями специалистов в области МАС были разработаны теоретические основы автономного, децентрализованного и самоорганизующегося ИИ. Работы по созданию p2p-платформы для поддержания взаимодействия и коммуникаций автономных сущностей (агентов) без централизованных желтых страниц были начаты в 2004 году рабочей группой FIPA⁵ [24], а уже в 2007 г была опубликована первая программная реализация такой платформы в соответствии с абстрактной архитектурой FIPA [25]. На ее основе в это время был разработан ряд полностью децентрализованных прототипов приложений ИИ (см., например, [9, 26, 27] и др.).

В период (2002 – 2006) гг. был выполнен проект Европейской программы FP6-IST под названием «*KD-Ubiq: A blueprint for ubiquitous knowledge discovery systems*». Этот проект опередил свое время. В нем почти 2 десятилетия тому назад исследовалась проблема децентрализованного извлечения связей и зависимостей из распределенных данных и децентрализованных алгоритмов машинного обучения на основе таких данных с акцентом на сохранение конфиденциальности и приватности данных [28 – 30]. Заметим, что аналогичные проблемы с практическим уклоном решались в США на десятилетие раньше [31, 32]. Но время интереса к их практическому использованию пришло только сейчас.

Эти примеры показывают, что уже имеющиеся результаты в области децентрализованного ИИ, позволяют решать ряд задач перспективных ИТ-приложений. Но эти результаты получены в период 2004 – 2010 гг., и они удовлетворяют требованиям приложений того времени. Требования к децентрализованному ИИ со стороны современных ИТ-приложений существенно ужесточились, в частности по отношению к их масштабируемости, отказоустойчивости, вычислительной сложности, робастности, а также доверия к результатам со стороны потребителей.

Граничин О.Н. Новые методы адаптивного управления сетевыми робототехническими системами на основе эмерджентного интеллекта будут в существенной степени базироваться на новых методах распределенного оценивания параметров сетевых динамических систем большой размерности при существенных неопределенностях и новых методах слияния данных в распределенных сетях. Для организации взаимодействия в группе будут разработаны протоколы, средства и методы, которые при реализации не потребуют централизованной информации о всей сети (например, без синхронизации маршрутов сети).

Если децентрализованная сетевая система нацелена на принятие решений в реальном времени, то в «содержательных задачах» как правило нет времени на синхронизацию всех транзакций в системе. По моему мнению здесь как раз и появляется место для децентрализованного ИИ, который может дать значимую альтернативу.

Во многих сложных сетевых задачах вполне разумное решение может приниматься на основе некоторой агрегированной (например, усредненной) информации об объектах в системе в целом или по какой-то ее части. Примером является «красивый» алгоритм децентрализованного, распределенного вычисления среднего арифметического состояний объектов в связанной сети. Позже в нашей группе эту идею развили для многих приложений, первое из которых —

⁵ FIPA – Foundation for Intelligent Physical Agents, <http://www.fipa.org/>

балансировка нагрузки в вычислительной сети. Оказалось, что для этого достаточно знать среднюю загрузку во всей сети, но не загрузку каждого из элементов. Предложенный протокол локального голосования — это по сути алгоритм консенсуса по определению среднего значения состояний всех агентов в сети в котором нет вообще «пересылок» конкретных состояний далее чем на один шаг.

Такую же идею можно заложить в основу будущей мультиагентной ОС реального времени. Она сможет управлять как процессорами (вычислителями) с тысячами ядер, вычислительными сетями и будущей глобальной паутиной. Ожидается, что новая децентрализованная платформа обеспечит существенно более высокий уровень как масштабируемости, так и отказоустойчивости системы.

В [33] был сделан вывод о достаточно типичном процессе формирования кластерных структур (коалиций) в процессе функционирования больших сложных сетевых систем (групп роботов, роботизированных устройств, агентов) с локальными взаимодействиями. Общие предварительные результаты позволяют надеяться на возможность получения информации о кластерах по их сравнительно небольшому числу при использовании агрегированных данных по всем агентам со случайными весами. Эти агрегированные данные представляют собой некоторые интегральные характеристики кластеров, для подсчета которых можно использовать распределенный протокол типа локального голосования. Здесь, по сути, предлагается распространить принципы самоорганизации, существующие в природе, на технические системы. Перспективность этого направления обусловлена эффективностью и в то же время простотой природных решений. Одним из иллюстративных примеров является зрительная система человека. При детальном ее рассмотрении выясняется, что она представляет собой каскадную систему с множеством обратных связей, возникающих на всех уровнях этого каскада. Электромагнитная волна, поступающая на зрительную систему, проходит всю основную обработку (фильтрация шумов, определение границ объектов, формирование «цвета» в широком яркостном диапазоне и т. д.) без задействования мозга. По факту, зрительная система имеет своего рода сопроцессор, состоящий из элементарных биологических компонент, каждая из которых не обладает никаким интеллектом, а лишь формирует реакцию на изменение внешнего окружения. Тем не менее, в совокупности их работа обладает эффективностью, которой до сих пор просто не может быть достигнута ни одним из существующих алгоритмических решений из области компьютерного зрения и анализа данных. При этом, затраты энергии и вычислительной мощности компьютерных алгоритмов и биологических процессов различаются в несколько раз в пользу природного решения. Зрительная система является не единственным примером использования самоорганизации, такое явление повсеместно встречается в живой природе. Кроме того, описанный пример показывает, как самоорганизация элементов является основой эмерджентного (возникающего) интеллекта, который обеспечивает эффективную адаптацию к заранее неизвестным неопределенностям в широком диапазоне входных сигналов.

Скобелев П.О. В настоящее время имеются разработки, использующие идеи ЭИ, о котором шла речь выше, и которые уже сейчас готовы к использованию в интересах индустрии, особенно те, которые способствуют обеспечению технологической безопасности страны на фоне проблем типа дефицита кадровых, финансовых и производственных ресурсов. Проблемы планирования и оптимизации ограниченных ресурсов, выявление, и расшивка «узких мест» сложны, и их невозможно выполнить вручную, в особенности тогда, когда, например, новые сети поставок еще только формируются и отлаживаются. Перспективный путь решения проблем такого класса – это создание систем ЭИ для управления предприятиями, а именно, интеллектуальных систем управления ресурсами. Такие системы актуальны как на уровне отдельных предприятий, так и в рамках единой сквозной корпоративной системы управления, максимально учитывающей особенности, предпочтений и ограничения создаваемых сетей производственной кооперации. Эти проблемы приходится решать в режиме реального времени, рассматривая альтернативные и взаимодополняющие производственные планы по множеству всех аналогичных задач производственной сети, учитывая структуру и состав изделий, технологические процессы, производственные мощности узлов сети, численность и квалификацию персонала и т.д.

Для решения таких задач разработана линейка систем управления ресурсами при проектировании и производстве высокотехнологичной продукции на основе идей ЭИ. Уже созданы инструменты такого назначения, пригодные для реализации методологии управления выполнени-

ем государственных оборонных заказов и контрактов, которые полностью отвечают действующему законодательству. Эффект ЭИ возникает в том случае, если платить зарплату сотрудникам не за часы, проведенные работе, а за конечные результаты, отвечающие сетевым планам-графикам, за созданную конечную продукцию. Такой подход повышает эффективность предприятий и производительность труда.

Разработанная линейка систем управления ресурсами используется на экспериментальном уровне для управления ресурсами в проектах НИОКР по государственному заказу в РКК «Энергия» и МАК «Вымпел» ГК «Алмаз-Антей»; для управления ресурсами на стратегическом и оперативном уровне для цехов машиностроительного производства для управления сборкой узлов и агрегатов, в также конечной сборкой самолета МС-21 в ПАО «Корпорация «Иркут». В рамках этих и других работ по проекту Минпромторга уже создан прототип цифровой сетевых платформ и экосистемы для поддержки р2р-взаимодействий систем управления ресурсами разного уровня и разного назначения в рамках сетей предприятий, что обеспечивает автоматическую согласованность планов в комплексных проектах, требующих взаимодействия предприятий.

Актуальные задачи децентрализованного ИИ, инспирированные ИТ-приложениями нового поколения

Скобелев П.О. Напомним, что ЭИ возникает как новое свойство сложных адаптивных МАС-сетей при взаимодействии их компонент с высокой автономией, где это новое свойство никак не проявляется ни в одной из них. И если раньше традиционные исследователи ИИ были сфокусированы на математике, то исследование ЭИ возможно лишь экспериментально через проектирование сложных самоорганизующихся систем, позволяющих разрабатывать и применять различные модели, методы и алгоритмы коллективного согласованного принятия решений с различными видами обратных связей.

В этой связи основные задачи исследований и разработок ЭИ в интересах ИТ-приложений нового поколения могут быть такими:

1. *Концептуальные основы и методологии создания систем ЭИ* индустриального уровня на основе децентрализованных систем ИИ, использующих принципы самоорганизации.
2. *Модели, методы и алгоритмы коллективного принятия решений* в ЭИ-системах для повышения качества и эффективности решения разнообразных сложных задач: управления ресурсами, понимания текста, распознавания образов и других.
3. *Экосистемы для создания цифровых двойников* киберфизических систем в ИТ-приложениях сетевой структуры.
4. *Компоненты инструментария для создания систем ЭИ*, а именно базовые классы программных агентов ЭИ систем, бизнес-логики принятия решений и протоколы их взаимодействия в разных случаях использования в среде МАС.
5. *Сетевая платформа и экосистема умных сервисов для р2р-взаимодействий* цифровых двойников предприятий.

Очевидно, что поле применений ЭИ-систем далеко не ограничивается управлением ресурсами. Оно может быть распространено на области конструирования высокотехнологичных изделий, распознавания образов, понимания текстов, извлечения знаний из данных и т.д.

Городецкий В.И. Актуальные новые проблемы децентрализованного ИИ в контексте тенденций развития ИТ-приложений, в частности, те, которые рассмотрены в разделе 1, частично анализируются в недавней работе [7]. Автор этой работы подчеркивает, что даже традиционные приложения в экономике и бизнесе, такие как транспортная логистика, производство, цепочки поставок и другие, благодаря процессам глобализации приобрели другой масштаб и другой характер. Новые проблемы ИТ-приложений касаются, в основном, инфраструктурных и инструментальных разработок, ориентированных на преодоления проблем масштабирования, вычислительной эффективности, безопасности и робастности приложений за счет привлечения технологий децентрализованного ИИ.

Пока, однако, в текущих реализациях ИТ-приложений удельный вес децентрализованного ИИ очень низок. И причины этого кроются, прежде всего в том, что децентрализованные ИИ-технологии пока не готовы к применению на индустриальном уровне. Список первоочередных разработок в этой области видится следующим:

1. *Алгоритмы, технологии и программные инструменты поддержки парных взаимодействий* большого числа распределенных автономных объектов в сетях с динамической связностью и большой интенсивностью взаимодействий при больших объемах передаваемой информации.

2. *Децентрализованные алгоритмы, технологии и программные инструменты поддержки процессов извлечения знаний из данных распределенного машинного обучения.* В мобильных сетях с ограниченными вычислительными и коммуникационными ресурсами это позволит заметно снизить нагрузку на каналы связи и ускорить процессы обучения. Для решения описанного класса проблем имеются обширные теоретические результаты и экспериментальные программные реализации, однако вычислительно эффективные и робастные системы промышленного уровня описанного назначения еще предстоит создать.

3. *Масштабируемые алгоритмы и технологии поддержки прикладных p2p-сервисов,* например, сервисов распределенного робастного планирования, p2p-сервисов распределенной координации группового поведения объектов, решающих общую задачу.

4. *Алгоритмы и технологии самоорганизации,* которые работают в более широком контексте, вплоть до глобального. Децентрализованные алгоритмы ИИ составляют основу самоорганизации. Однако большая часть самоорганизующихся алгоритмов работает на основе только локальной информации от соседних узлов и процессов локальной оптимизации. Однако имеется ряд теоретических предложений, которые позволяют строить реализации самоорганизующихся систем децентрализованной архитектуры с привлечением более широкого и даже глобального контекста. Примером являются системы самоорганизации с использованием цифровых полей [34], а также модели самоорганизации, построенные на основе аморфных вычислений [35].

Граничин О.Н. Традиционно операционные системы для вычислительных систем развивались как «посредники» между пользователями и вычислительными ресурсами и ориентировались, в основном, на пользователя-человека. Но здесь мы в большей степени обсуждаются новые возможности ИИ, которые сейчас появляются. Они опираются на взаимодействие децентрализованных вычислителей, распределенных в пространстве. Функциональность, необходимая для общения компьютеров между собой, в этом случае существенно отличается от функциональности системы пользователь-компьютер. Представляется, что решение всех перечисленных коллегам задач исследований и разработок ЭИ в интересах ИТ-приложений нового поколения в итоге позволит перейти к созданию новой «облегченной» мультиагентной операционной системы реального времени, которая в перспективе вытеснит сегодняшние «тяжеловесные» решения.

Обсуждение итогов дискуссии. Современные ИТ-приложения уже сейчас демонстрируют тенденции, которые формируют требования к разработкам в области ИИ и определяют актуальные и перспективные направления его развития в ближайшем будущем. Современный мир ИТ-приложений – это крупномасштабные множества автономных, возможно, мобильных сущностей физического, социального и виртуального миров, связанные многочисленными формальными и содержательными отношениями и зависимостями, которые взаимодействуют, в основном, на парной основе в беспроводной коммуникационной сети динамической топологии. Масштаб и уровень сложности таких систем, существующих в общей коммуникационной среде и решающих большую часть своих задач в реальном времени и в условиях неопределенности являются реальностью уже в настоящее время.

Эти черты современных ИТ-приложений исключают возможность их проектирования на основе привычных методологий, архитектур и инструментов. Управление функционированием таких систем невозможно без пересмотра современных парадигм управления, подходов к их реализации и без ужесточения требований к различным показателям качества управления. ИТ-приложения ближайшего будущего – это распределенные системы с децентрализованным управлением, с самоорганизацией и эмерджентным поведением, а управление эмерджентным поведением – это новый вид ИИ, который назван эмерджентным интеллектом. Эти три направления, по-видимому, и будут определять основные актуальные тренды в области ИИ.

В процессе дискуссии обсуждены новые тренды в области ИТ-приложений на примере передовых идей в области архитектуры и принципов функционирования под названиями

периферийных вычислений, децентрализованного бизнеса без посредников (на примере инструментов финансового рынка DeFi), версия *Web3* всемирной паутины, а также концепция и разработки под общим названием метавселенная. Эти разработки показательны по той причине, что они определяют общие принципы функционирования будущих ИТ-приложений, потенциальные подходы к выбору их архитектур и методов управления, а также требования в различным свойствам таких приложений.

В процессе дискуссии дана оценка текущего состояния исследований в области децентрализованного, самоорганизующегося и эмерджентного ИИ, проанализированы результаты, имеющиеся к настоящему времени, которые могут уже сейчас быть использованы индустрией новых ИТ-приложений и выявлены наиболее актуальные проблемы теоретического и прикладного характера, решение которых необходимо для поддержки разработок ИТ-приложений нового поколения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Cao L. Data Science Thinking. The Next Scientific, Technological and Economic Revolution. International Publishing AG, part of Springer Nature 2018. 367 pp.
2. Zhang Y. Mobile Edge Computing. Simula SpringerBriefs on Computing. Vol. 6, 2022, 113 pp.
3. Гидаспов И., Акопян А. Что такое DeFi: Все о децентрализованных финансах. URL <https://currency.com/ru/chto-takoe-defi>
4. Nasir M., Bhutta M., Khwaja A.K. et al. Survey on Blockchain Technology: Evolution, Architecture and Security. IEEE Access, Vol. 10, 2021, P. 61048 – 61073.
5. Что такое Web3. Объясняем простыми словами <https://secretmag.ru/enciklopediya/chto-takoe-web3-obyasnyаем-prostymi-slovami.htm>
6. Lee L., Braud T., Zhou P., et al, All one needs to know about metaverse: A complete survey on technological singularity, virtual ecosystem, and research agenda, 2021, arXiv:2110.05352.
7. Cao L. Decentralized AI: Edge Intelligence and Smart Blockchain, Metaverse, Web3, and DeSci. IEEE Intelligent Systems, June 2022, P. 6 – 19.
8. Ferber J. Foreword. In Cossentino, M., Hilaire, V., Molesini, A., Seidita, V. (Eds.). Handbook on Agent-Oriented Design Processes. Springer. 2014. P. V – VI.
9. Городецкий В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. Модели многоагентной самоорганизации. Известия РАН «Теория и системы управления». 2012, № 2, с. 92–120.
10. Di Marzo Serugendo G., Gleizes M. P., Karageorgos A. Self_Organisation in Multi_Agent Systems// Rapport de recherche IRT/2005_18_R, IRT. Universite Paul Sabatier, Toulouse. http://www.irit.fr/TFGSO/DOCS/TFG2/TFGIISO_LongReport.pdf (по состоянию на 11.11.2010).
11. Rzevski G., Skobelev P. Emergent Intelligence in Large Scale Multi-Agent Systems. Int. J. Educ. Inf. Technol. 2007, 1, 64–71.
12. Виттих В.А., Скобелев П.О. Мультиагентные модели взаимодействия для построения сетей потребностей и возможностей в открытых системах // Автоматика и Телемеханика. 2003. № 1. С. 177–185.
13. Prigogine I. The End of Certainty: Time, Chaos and the new Laws of Nature; Free Press: New York, NY, USA, 1997; p. 240.
14. Prigogine I. Is Future Given? World Scientific; Chiron Media: Wallingford, UK, 2003; p. 160.
15. Kaufmann S. At Home in The Universe: The Search for the Laws of Selforganization and Complexity; Oxford University Press: New York, NY, USA, 1995; p. 336.
16. Rzevski, G.; Skobelev, P. Managing Complexity, 1st ed.; WIT Press: London, UK; Boston, MA, USA, 2014, 216 p.
17. Shoham Y.; Leyton-Brown K. Multi-Agent Systems: Algoritmic, Game Theoretic and Logical Foundations; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2009. Available online: <http://www.masfoundations.org> (accessed on 20 March 2022).
18. Easley, D.; Kleinberg, J. Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2010. Available online: <http://www.cs.cornell.edu/home/kleinber/networks-book/> (accessed on 15 March 2022).
19. Grachev S., Zhilyaev A., Laryukhin V., et al. Methods and Tools for Developing Intelligent Systems for Solving Complex Real-Time Adaptive Resource Management Problems. Autom. Remote Control 2021, 82, 1857–1885. [CrossRef]
20. Skobelev P. Towards Autonomous AI Systems for Resource Management: Applications in Industry and Lessons Learned. In Advances in Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Complexity: The PAAMS Collection. PAAMS 2018.
21. В.Городецкий В., Ларюхин В., Скобелев П. Концептуальная модель цифровой платформы для киберфизического управления современными предприятиями. Часть I. Цифровая платформа и цифровая экосистема // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2019. Т. 20, № 6. – С. 323–332. Часть II. Цифровые сервисы) - Мехатроника, автоматизация, управление. – 2019. Т. 20, №7. – С. 387–397.
22. Galuzin V., Galitskaya A., Grachev S., et al. Autonomous Digital Twin of Enterprise: Method and Toolset for Knowledge-Based Multi-Agent Adaptive Management of Tasks and Resources in Real Time. Mathematics 2022, 10, 1662. <https://doi.org/10.3390/math10101662>.

23. Rzevski G., Skobelev P., Zhilyaev A. Emergent Intelligence in Smart Ecosystems: Conflicts Resolution by Reaching Consensus in Resource Management. // *Mathematics*, 2022, 10(11), pp. 1-24. – <https://doi.org/10.3390/math10111923>.
24. FIPA P2P NA WG6. Functional Architecture Specification Draft 0.12, <http://www.fipa.org/subgroups/P2PNA-WG-docs/P2PNA-Spec-Draft0.12.doc>.
25. Gorodetsky V., Karsaev O., Samoylov V., Serebryakov S. P2P Agent Platform: Implementation and Testing. In S.R.H. Joseph, Z. Despotovic, G. Moro, S. Bergamaschi (Eds): Agents and Peer-to-Peer Computing, 6th International Workshop, AP2PC 2007, Honolulu, Hawaii, USA, May 14-18, 2007, Revised and Selected Papers. *Lecture Notes in Computer Science Vol/ 5319*, Springer 2010, P. 41 – 54.
26. Городецкий В.И., Карсаев О.В., Самойлов В.В. и др. Инструментальные средства для открытых сетей агентов // *Изв. РАН. ТиСУ*. 2008. № 3. С. 106–124.
27. Городецкий В.И. Самоорганизация и многоагентные системы. II. Приложения и технология разработки // *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2012. № 3, С. 102 – 123.
28. May M, Saitta L. Ubiquitous Knowledge Discovery. Challenges, Techniques, Applications/ *Lecture Notes in Computer Science*, vol., 6202, Springer, 2010, 255 pp.
29. Datta K., Bhaduri C. Giannella R. Wolff R. and Kargupta H. Distributed data mining in peer-to-peer networks. *IEEE Internet Computing special issue on Distributed Data Mining*, 10(4):18–26, 2006
30. Wolff R., and Schuster A. Mining association rules in peer-to-peer systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part B*, 34(6): 2426– 2438, December 2004.
31. Chan Ph. K., Fan W., Salvatore J. Stolfo S.J. Distributed Data Mining in Credit Card Fraud Detection. *IEEE Intelligent Systems*, 1999, Vol. 14, P. 67 – 74.
32. Prodromidis A.L., Chan Ph.K., Stolfo S.J.. Meta-Learning in Distributed Data Mining Systems: Issues and Approaches. In: *Advances of Distributed Data Mining*, AAAI Press, 2000. URL <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.54.1896&rep=rep1&type=pdf>
33. Granichin O., Uzhva D., Volkovich Z. Cluster flows and multiagent technology // *Mathematics*, 2021, 9(1), 22; doi 10.3390/math9010022, <https://www.mdpi.com/2227-7390/9/1/22>
34. Camurri M., Mamei M., Zambonelli F. Urban Traffic Control with Co_Fields // *Series Lecture Notes in Artificial Intelligence*. V. 4389/ Eds D. Weyns, H.V.D. Parunak, F. Michel. Springer, 2007. P. 239–253.
35. Abelson H., Allen D., Coore D. et al. Amorphous Computing // *Communication of the ACM*. 2000. V. 43. № 5. P. 74–82.

V.I.Gorodetsky (Joint Stock Company EURECA, St. Petersburg), O.N. Granichin (Institute for Problems in Mechanical Engineering RAS, St. Petersburg), P.O. Skobelev (Samara State Technical University, Samara)

Decentralization, Self-Organization and Emergent Intelligence – the Digital Explosion of Smart Technologies

Since recently, artificial intelligence technologies have largely defined application capabilities in the information technology industry, and it is primarily expected to provide new approaches and tools to support decision-making in complex systems with significant real-time uncertainty. At present, new classes of applications have emerged in the information technology industry, leading to a revision of research and development priorities in artificial intelligence. Briefly these priorities are formulated as decentralized AI, self-organization and emergent intelligence. This paper discusses the level of development of these areas and their potential and impact in implementing next-generation applications.

П. О. СКОБЕЛЕВ, А. С. ТАБАЧИНСКИЙ, А. А. ЖИЛЯЕВ
(СамГТУ, г. Самара)

О. И. ГОРЯНИН
(СамНЦ РАН, г. Самара)

Ю. Н. ЖУРАВЕЛЬ
(НПК «АэроПатруль», г. Самара)

ЭМЕРДЖЕНТНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ РАСТЕНИЙ ДЛЯ ПЛАНИРОВАНИЯ СТАДИЙ РОСТА И УРОЖАЙНОСТИ ПШЕНИЦЫ

Введение. В современных условиях один из путей устойчивого развития агропромышленного бизнеса и внедрения точного земледелия связывается с созданием цифровых двойников растений (ЦДР) [1–5].

По определению, ЦДР должны обладать тремя основными свойствами:

- быть представителем реального объекта, отражающим данные о его состоянии в текущий момент времени;
- использоваться для планирования, моделирования и прогнозирования состояния реального объекта на основе его моделей и данных, поступающих от объекта и из внешней среды в реальном времени;
- функционировать автономно от реального объекта и использоваться для выработки управляющих воздействий на реальный объект.

В настоящее время используются следующие основные подходы к созданию ЦДР:

- аналитическое описание динамической модели растения на основе алгебраических и дифференциальных уравнений;
- экспертный подход, где модель ЦДР формируется на основе эмпирических экспертных знаний агрономов;
- статистический подход на основе метода машинного обучения и нейронных сетей, технологий Big Data и Data Mining.

Указанные подходы обладают рядом ограничений:

- использование систем уравнений дает слишком общее решение, не учитывающее индивидуальные особенности конкретного сорта культуры и внешней среды посевов растений;
- экспертные знания агрономов имеют индуктивную природу, часто не полны, разрознены и фрагментированы, применимы лишь к конкретным ситуациям;
- машинное обучение не позволяет объяснить и смоделировать внутренние процессы в растениях и не учитывает глобальные изменения климата, которые часто обесценивают многолетние накопленные данные по погоде.

Кроме того, указанные модели не учитывают современные возможности получения данных в реальном времени от агрономов через мобильные устройства и с разнообразных датчиков, например, температуры и осадков, минерализации, кислотности и влажности почвы и т.д.

В этой связи становится актуальной задача разработки нового подхода, который мог бы позволить интегрировать и накапливать предметные знания о развитии растений, учесть преимущества указанных выше подходов, а также обеспечить адаптивность изменения плана и прогноза развития растения в реальном времени.

Наличие всегда актуального плана развития и прогноза урожайности растения за счет оперативного и гибкого перестроения плана его развития в ответ на возникающие непредвиденные события, т.е. возможность регулярной (а в будущем, и непрерывной) самосинхронизации модели растения с поведением реального растения, должно позволить вырабатывать более точные и своевременные рекомендации по проведению агротехнических мероприятий, чтобы сделать современное дорогостоящее точное земледелие более продуктивным и эффективным.

Эмерджентный интеллект для управления выращиванием растений. Концепция «Эмерджентного интеллекта» (ЭИ) была изначально разработана для приближенного решения сложных NP-полных задач адаптивного управления ресурсами в реальном времени, которые

плохо решаются традиционными методами и средствами классической математики и имеющимися эвристиками [6–7].

Суть предлагаемой методологии ЭИ для решения сложных задач состоит в том, чтобы моделировать процесс коллективной выработки и принятия решений по выявлению и разрешению конфликтов в сети программных агентов потребностей и возможностей (ПВ-сети), заменяя комбинаторный перебор всех возможных вариантов на согласованные цепочки локальных изменений формируемого решения.

Разработанный подход ЭИ позволил создать целую линейку интеллектуальных систем управления ресурсами для предприятий транспорта, промышленности, цепочек поставок, аэрокосмического комплекса, железнодорожных перевозок и ряда других, которые обеспечили прирост эффективности использования ресурсов на 15-40%[8].

Кроме того, была показана возможность решения и других типов сложных и трудно формализуемых задач, таких как понимание текста или извлечение знаний путем кластеризации данных [9].

Наконец, было показано, что разработанный подход позволяет создавать автономных цифровых двойников для управления предприятиями, сочетающих в себе возможности киберфизических и интеллектуальных систем, а также ведет к созданию сетецентрических цифровых платформ и корпоративных цифровых экосистем для p2p взаимодействия автономных цифровых двойников предприятий и высокотехнологичных изделий[10-12].

В настоящей работе делается следующий шаг в развитии и применении подхода ЭИ для управления живыми системами, к числу которых относится пшеница.

Для создания ЦДР на основе ЭИ предлагается использовать следующие принципы:

1. Мультиагентная модель роста и развития растений представляет собой самоорганизующуюся систему управления ресурсами, построенную как ПВ-сеть, в которой план роста и развития растения на каждой стадии строится и адаптивно перестраивается в ходе взаимодействия и согласованного принятия решений растением «как целым» и его относительно автономными «частями» под действием непрерывно изменяющихся факторов внешней среды, что может быть реализовано на основе мультиагентных технологий.

2. Создаваемая модель и метод планирования и моделирования роста и развития электронного (виртуального) посева растений должны быть открыты к пополнению новыми знаниями от агрономов, физиологов растений, почвоведов и других специалистов и должны позволять интегрировать эти знания в ходе своей работы, что может быть реализовано путем создания онтологий и баз знаний о культурах растений.

Таким образом, ЦДР должен быть построен как адаптивная интеллектуальная система управления ресурсами, учитывающая воздействие непрерывно изменяющихся факторов внешней среды, состав которых также может расширяться пользователями системы.

На первом этапе разработки ЭИ для ЦДР в качестве базовых элементов принятия решений предполагается рассматривать стадии роста и развития растений, взаимодействие которых формирует модель поведения растения как единого целого, которое, в свою очередь, обратным ходом оказывает воздействие на поведение этих элементов. Построение модели фенологических процессов позволит заранее более точно планировать стадии роста и развития растений и требуемые ресурсы, а также предсказать, как поведет себя растение при изменении тех или иных внешних условий, и соответственно оптимизировать функционирование сельскохозяйственного предприятия.

Последующие шаги исследования и разработок могут учитывать взаимодействие частей (органов) растений на каждой стадии, с последующей возможной детализацией до уровня подсистем организма растения, групп клеток тканей и т.д.

Предполагается, что разработанный ЦДР позволит в рамках одной унифицированной модели интегрировать экспертные знания агрономов и других специалистов, снижая зависимость получаемой урожайности от компетенций и опыта агрономов и технического персонала.

Пшеница как объект управления. Любой живой организм по определению является автономной сложной адаптивной системой, принимающей собственные решения по ходу роста и развития и взаимодействия со средой своего обитания, и природа феномена жизни еще не познана.

Вместе с тем, в современной науке накоплены огромные массивы знаний о жизни растений, в первую очередь, таких важных для человечества как пшеница, хотя даже её происхождение

до сих пор не вполне объяснимо. Иногда ученые задаются вопросом, кто кого приручил: человек пшеницу или, наоборот, пшеница человека.

Очевидно, что на развитие пшеницы влияет множество факторов и развивается она лишь в составе биоценоза с другими растениями, при условии действия климатических факторов, различных микроорганизмов и т.д. [13]. При этом в процессе роста и развития пшеницы происходит непрерывная смена примерно 100 стадий: от появления первого проростка - до вызревания плода и увядания. Переход на следующую стадию происходит при соблюдении и накоплении определенных условий: наличие адсорбированной семенем влаги, сумма накопленных положительных температур, наличие элементов питания и т.д. При этом следует учитывать базовую длительность стадии. В случае отсутствия достижения (или превышения) заданного необходимого уровня воздействия фактора за указанное время длительности стадии развитие растения может быть приостановлено без выхода на следующую стадию или наступит гибель растения. Так же в целом скорость и интенсивность роста зависит от ряда факторов второго ранга, которые либо не являются лимитирующими (то есть не имеют значительных отклонений от оптимального значения и не оказывают решающего влияния на рост, развитие растений, урожай и его качество), либо по совокупности воздействий могут быть описаны более значимыми вариантами.

В предлагаемой ресурсной модели растения к основным лимитирующим факторам роста и развития пшеницы можно отнести воздух, тепло, свет, влагу и доступность питательных элементов. Важнейшими факторами являются свет и тепло. На первых стадиях роста растения находятся в виде семени под землёй и получают только тепловую энергию как сигнал запуска и смены первых стадий. Стоит отметить, что при достаточном уровне всех иных факторов (в частности достаточном содержании влаги) растения после формирования листьев могут достаточно быстро и интенсивно развиваться при повышенных температурах, регулируя испарение влаги.

Основой получения растением энергии для развития после появления первых всходов является фотосинтез при получении достаточного количества солнечного света. Протекание каскада фотохимических реакций различного вида позволяет обеспечивать не только синтез необходимых веществ, но и внутреннюю циркуляцию жидкостей с питательными веществами. Кроме энергетической составляющей световая энергия является для растения фактором взаимосвязи со средой. Световая радиация участвует в регуляции морфогенетических процессов: клеточное деление и растяжение, фототропические реакции, образование пигментов, вегетативный рост и процесс генеративного развития. Таким образом, органы и ткани растения формируются при непосредственном участии световой компоненты окружающей среды. Только первичное прорастание и формирование корня происходит без непосредственного воздействия света за счёт внутренней химической энергии семени и тепла. В большинстве случаев возможности регулирования данного фактора имеют такие же основы, как и для учёта тепловых воздействий – выбор места и времени работ.

Водный режим почвы, который зависит от количества и интенсивности выпадения осадков в течение года и вегетационного периода, а также физических свойств почвы (способностью почвы впитывать, фильтровать, удерживать, сохранять и отдавать), является одним из решающих факторов урожая. Для усвоения зольных элементов необходима небольшая часть воды, составляющая примерно 9 % потребленного количества. Вся остальная масса (90 %) испаряется с поверхности растений для охлаждения тканей и поддержания тепловых условий, необходимых для жизни растений [14]. Недостаток воды формирует более длинные корневые системы и меньшего размера всходы. Растения при недостатке воды резко снижают продуктивность в период образования репродуктивных органов. Удобрения способствуют более продуктивному использованию растениями влаги. При резком ее недостатке в почве удобрения не повышают урожай сельскохозяйственных культур и даже могут ослабить рост и развитие растений [15]. Важно отметить, что растения нормально развиваются только при постоянном и достаточном количестве влаги в почве. Избыток же влаги зачастую также ведёт к нарушению роста и развития растений (вымывание питательных веществ, загниванию корней и т.д.). Различные варианты организации полива и сохранения почвенной влаги применяются достаточно давно и во многих хозяйствах являются одними из наиболее используемых вариантов коррекции интенсивности роста.

Минеральное питание растений складывается из макроэлементов (азот, фосфор, сера, калий, кальций, кремний и магний) и микроэлементов. Большинство минеральных удобрений содер-

жат в себе соединения азота, фосфора и калия. Азот не выводится из растения, а используется многократно (многократный цикл окисления аммония до нитратов и обратного восстановления нитратов до аммония), что позволяет говорить о круговороте азотистых веществ в растительном организме. Основой азотистого питания являются соли аммония, так как они лучше фиксируются в почве по сравнению с нитратами. Азот влияет на такие интегральные физиологические параметры растения, как, например, фотосинтетическая продуктивность, поглощение и транспорт других макро- и микроэлементов, рост главного и боковых корней. [16]. Так как азот используется при синтезе белковых соединений, то его недостаток на всех стадиях приводит к угнетению роста и развития растений. Фосфор входит в состав нуклеиновых кислот, нуклеотидов, фосфолипидов и витаминов. При дефиците фосфора снижается скорость поглощения кислорода, снижается активность дыхательных ферментов, тормозится синтез белков, приостанавливается рост растений, задерживается созревание урожая. Сходное действие оказывает на растения сера, которая так же участвует в синтезе белковых молекул. Калий участвует в создании разности электрических потенциалов между клетками. Именно он активирует многие ферменты в растениях и поддерживает электролитический баланс, повышает водоудерживающую способность растений и тем самым увеличивает устойчивость растений к засухе и морозам. Своевременность и точность внесения различных удобрений является залогом продуктивности растениеводства.

Следует отметить, что все растения имеют достаточно сложную систему внутреннего обмена веществ. Изменение любого из компонентов среды обитания растения меняет его метаболизм локально и по цепочке меняет всю структуру цепочек химических и физических реакций. В конечном итоге результирующее воздействие оказывает влияние на качество урожая. При этом в качестве вторичных метаболитов в растениях существует ряд фитогормонов, определяющих их рост в условиях стресса [17]. Но воздействие вторичных метаболитов не ограничивается одним растением. Отмечена возможность передачи информации между близко расположенными растениями при помощи летучих органических соединений в условиях воздействия травоядных насекомых. Растения в ответ на такой сигнал подготавливают свои защитные системы для минимизации ущерба [18]. По сути здесь идёт уже выход сети взаимосвязей воздействующих факторов за пределы одного организма на весь биоценоз, включающий и соседние растения и насекомых.

Имеется также ряд не связанных напрямую с агротехническими показателями факторов роста и развития растений: дыхание листьев и корней, внутренняя циркуляция веществ, тепловой баланс, фотохимический синтез веществ, действие фитогормонов и регуляторов роста, повышение растворимости минеральных веществ в прикорневой зоне, влияние соседних растений; а также неконтролируемых и непредсказуемых факторов, таких как болезни, вредители, экстремальные погодные явления и т.д.

В настоящей работе для начала предлагается фиксировать макроскопические показатели стадий роста и развития растений, обобщенно описывающие растения.

Тем не менее, требуется создать такую модель ЦДР, которая в будущем может дать возможность учитывать указанные факторы через введение новых агентов ПВ-сети и расширения наполнения онтологии и базы знаний статистическими данными об их влиянии на тропизм отдельных растений и итоговую урожайность.

Мультиагентная модель стадий роста и развития растения. На первоначальном этапе разработки модели развития и роста растений, предлагается выделить следующие основные классы программных агентов в порядке убывания по уровню обобщенности параметров: агент растения, агенты потребностей стадии развития растения, агенты возможностей (ресурсов) и агент системы, отвечающей за координацию работы указанных агентов в ПВ-сети.

Агент растения осуществляет общее управление ресурсами с целью реализации желаемой идеальной траектории развития, что достигается путем взаимодействия с агентами стадий нижнего уровня, анализа информации, поступающей от них, и согласования принимаемых решений. Анализ полученной информации позволяет прогнозировать объем урожая и формировать воздействия на каждую стадию, вырабатывать рекомендации по проведению агротехнических мероприятий с учетом онтологии культуры растения, а также изменять установочные весовые коэффициенты функций удовлетворенности. Агент растения стремится обеспечить минималь-

ное расхождение между реальным и цифровым (виртуальным) растением через планирование точек получения обратной связи от агронома и проведения самосинхронизации.

Агент потребностей стадии анализирует входные параметры внешней среды, текущее состояние растения и доступных ресурсов, выявляет соотношение потребного и доступного ресурса, необходимого для роста и развития растения. Фактор, находящийся в минимуме и ограничивающий рост и развитие растений, а также урожайность и качество урожая, является лимитирующим. В зависимости от общей ситуации, сложившейся по всем потребностям и всем имеющимся ресурсам, агент стадии принимает решения и выдаёт свой итоговый прогноз срока стадии и прогноз урожая, которые передаются на вход следующей стадии. Предполагается постепенное расширение состава выходных параметров, куда входят: качество урожая, число листьев и стеблей, их высота и толщина, глубина и разветвленность корней и т.д.

Агент ресурса (температура воздуха, влажность воздуха, влажность почвы, гидротермический коэффициент, базовый состав почвы и т.д.) фиксирует изменения в своем состоянии на основе метеоданных и результатов почвенных проб и делает расчет доступности ресурса по запросу агента каждой стадии, учитывая адаптивно изменяющиеся даты ее начала и завершения.

Мультиагентный метод расчета стадий роста и развития растения путем моделирования взаимодействия агентов стадий при возникновении новых внешних событий включает следующие шаги:

1. В начальном состоянии агент экземпляра растения создает экземпляры агентов стадий, которые получают разрешение начать активность.
2. Агент стадии считывает из базы знаний описание своих входных и выходных параметров и виды зависимости между ними, а также связи с последующими стадиями.
3. Агент стадии, исходя из требования к каждому ресурсу (температура, влага и т.д.), проверяет наличие (доступность) используемых на этой стадии ресурсов и делает оценку выходных параметров, в частности, своей продолжительности и прогноза урожайности.
4. Полученные выходные данные передаются на следующую стадию и указанный процесс повторяется.
5. По результату стадии агентом растения делается попытка выработать воздействия, обеспечивающие идеальный план роста и развития растения. Если собственных ресурсов растения оказывается не достаточно, делается попытка выработать рекомендации для агронома по проведению агротехнических мероприятий.
6. Процесс планирования завершается, когда достигнуто условие «конкурентного равновесия» (консенсуса) стадий, которое состоит в том, что для любого агента стадии больше не находится такого изменения плана работы, которое привело бы к приросту удовлетворенности и смогло бы компенсировать суммарные потери остальных агентов, затронутых этим изменением и нашедших другой вариант реализации плана, минимизирующий их потери и согласующийся с ранее принятыми изменениями.
7. По достижению консенсуса мультиагентная система приостанавливает свою работу, выдает построенный новый план пользователю и переходит в режим ожидания новых событий, например, считывания очередной порции данных с сервера погоды.
8. Агент растения ожидает события поступления новых данных по текущей стадии для синхронизации с состоянием реального растения, которые могут быть связаны как с сервисом погоды, так и с сообщениями от агронома, для перехода к пункту 3.
9. Работа ЦДР завершается на стадии получения и уборки результата, когда фиксируются даты всех стадий и полученный урожай.

Пример работы создаваемой ресурсной ПВ-модели растения для одного из факторов (влага в почве) представлен на рис. 1.

Здесь показано, что каждый дождь приводит к запасанию влаги, а испарения – к потере влаги, что в свою очередь влияет на принятие решений агентами стадий растения. Недостаток или избыток влаги на стадии приводят к угнетению растения и замедлению процессов роста и развития, а близость объема влаги к норме – наоборот, ускоряет указанные процессы, скорость которых может регулироваться агентом растения в целом.

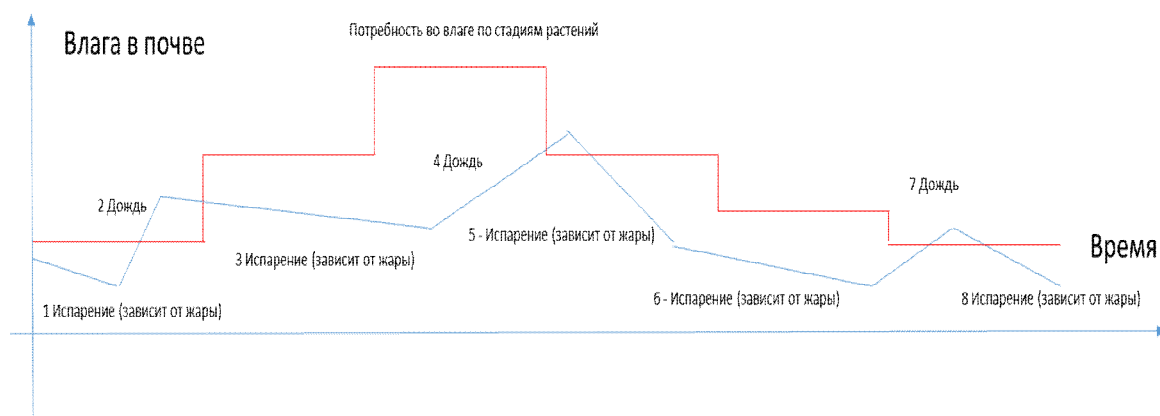


Рис. 1. Пример работы создаваемой ресурсной ПВ-модели растения для одного из факторов (влага в почве): красная линия – потребность, синяя – возможность

Разработанная модель «трубок» роста и развития пшеницы по основным факторам позволила построить первый прототип нового ЦДР на основе принципов ЭИ [18–19], который в настоящее время проходит испытания по архивным данным и актуальным посевам на полях НИИСХ им. Тулайкова [13], дорабатывается в форме мобильного приложения и расширяется по числу учитываемых входных и выходных факторов.

Обсуждение результатов. Настоящая разработка развивает принципы Индустрии 5.0 / Общества 5.0, которая, как ожидается [21], будет связана с созданием умных экосистем, состоящих из автономных цифровых двойников предприятий и высокотехнологичных изделий.

Создание ЦДР пшеницы на основе принципов ЭИ еще пока находится только в самом начале пути, но первые результаты уже показывают перспективы подхода.

Идея представить модель растения в виде автономного ЦДР, принимающего решения по своему росту и развитию в зависимости от изменяющихся параметров внешней среды, на первый взгляд, может показаться парадоксальной.

Однако, результаты недавнего Европейского проекта [22] показали, что растения взаимодействуют и принимают согласованные решения при появлении опасности, в частности, вредных насекомых, что видимо происходит и при других событиях.

В этой связи, создание интеллектуальных киберфизических систем для управления биоценозами сельскохозяйственных культур на основе цифровых двойников растений выглядит актуальной и значимой задачей.

В качестве применений рассматриваются выращивание пшеницы и других злаковых на открытом грунте, а также овощей и фруктов в теплицах, с перспективой управления выращиванием каждого растения в отдельности.

Благодарности. Настоящий проект разработки цифрового двойника растений поддержан грантом РНФ № 22-41-08003, <https://rscf.ru/project/22-41-08003/>.

ЛИТЕРАТУРА

1. Christos Pylaniadis, Sjoukje Osinga, Ioannis N. Athanasiadis. Introducing digital twins to agriculture. Computers and Electronics in Agriculture 184 (2021), pp. 1-25.
2. Youl-Moon Sung, Taion Kim. SMART FARM REALIZATION BASED ON DIGITAL TWIN // ICIC - Express Letters Part B: Applications, Volume 13, Number 4, April 2022, pp. 421–427.
3. Полевая модель: как цифровой двойник повысит урожайность. / [Электронный ресурс] - <https://sk.ru/news/polevaya-model-kak-cifrovoy-dvoynik-povysit-urozhaynost/> – 2019.
4. Плужков Р.А., Терлеев В.В. Имитационно-моделирующий комплекс AGROTOOL. v.3. Алгоритмическая структура модели. Российская академия сельскохозяйственных наук. Агрофизический научно-исследовательский институт. Санкт-Петербург, 2007.
5. Ракутько Е.Н., Ракутько С.А., Мишанов А.П., Марков А.Е. Цифровой двойник растения в светокультуре на примере перца (CapsicumAnnuumL.) в рассадный период // Агроэкоинженерия, №3 (108) - 2021.
6. Rzevski, G.; Skobelev, P. Managing Complexity, 1st ed.; WIT Press: London, UK; Boston, MA, USA, 2014 - 216 p.
7. Rzevski G., Skobelev P., Zhilyaev A. Emergent Intelligence in Smart Ecosystems: Conflicts Resolution by Reaching

- Consensus in Resource Management. // Mathematics. – 2022. – Vol. 10. – No 11. – pp. 1-24. – <https://doi.org/10.3390/math10111923>.
8. Grachev, S.; Zhilyaev, A.; Laryukhin, V.; Novichkov, D.E.; Galuzin, V.A.; Simonova, E.V. Methods and Tools for Developing Intelligent Systems for Solving Complex Real-Time Adaptive Resource Management Problems. *Autom. Remote Control* 2021, 82, 1857–1885.
 9. Grachev, S., Skobelev, P., Mayorov, I., & Simonova, E. (2020). Adaptive clustering through multi-agent technology: Development and perspectives. *Mathematics*, 8(10), 1664.
 10. Городецкий В.И., Ларюхин В.Б., Скобелев П.О. Концептуальная модель цифровой платформы для киберфизического управления современными предприятиями. Часть 1. Цифровая платформа и цифровая экосистема // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2019. – Т. 20. – № 6. – С. 323-332. Часть 2. Цифровые сервисы // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2019. – Т. 20, – №7. – С. 387–397.
 11. Galuzin V., Galitskaya A., Grachev, S., Larukhin V., Novichkov D., Skobelev P., Zhilyaev A. Autonomous Digital Twin of Enterprise: Method and Toolset for Knowledge-Based Multi-Agent Adaptive Management of Tasks and Resources in Real Time // *Mathematics*. – 2022. – Vol. 10. – No – 10. – pp. 1-27. <https://doi.org/10.3390/math10101662>.
 12. А.В. Дышкантук, И.А. Посадов, П.О. Скобелев, В.В. Тришанков. Концептуальные основы институционального построения бизнеса в формате контракта жизненного цикла высокотехнологичной продукции посредством доверенной экосреды эмерджентного искусственного интеллекта на сетцентрической платформе мультиагентных сервисов // *Вопросы инновационной экономики*. – 2022(в печати).
 13. Goryanin, O. Cultivation of field crops in the Mid-Volga region; OFORT: Samara, Russia, 2019, 345 p. (In Russian).
 14. Земледелие / Г.И. Баздырев, В.Г. Лошаков, А.И. Пупонин [и др.]. – М.: Колос, 2002. – С. 27–29.
 15. Г.А. Демиденко, Д.Ф. Жирнова Рост и развитие яровой пшеницы при различном режиме увлажнения почвы в вегетационном опыте/ *Вестник КрасГАУ*. 2013. №11 / *Растениеводство*/ с. 106-112.
 16. Н.Р. Мейчик, Ю.И. Николаева, М.А. Кушунина / Влияние дефицита азота на ионообменные свойства полимеров клеточных стенок корней пшеницы / *вестн. Моск. Ун-та. Сер. 16. Биология*. 2017. Т. 72. № 2. С. 87–91.
 17. Effect of phytohormones on growth and ion accumulation of wheat under salinity stress A.R. Gurmani, A. Bano, J. Din, S.U Khan and I. Hussain/ *African Journal of Biotechnology* Vol. 8 (9), pp. 1887-1894, 4 May, 2009 Available online at <http://www.academicjournals.org/AJB>.
 18. Aino Kalske, Kaori Shiojiri, Akane Uesugi, Yuzu Sakata, Kimberly Morrell, André Kessler,/ *Insect Herbivory Selects for Volatile-Mediated Plant-Plant Communication*, *Current Biology*, Volume 29, Issue 18, 2019, Pages 3128-3133.e3, ISSN 0960-9822, <https://doi.org/10.1016/j.cub.2019.08.01>.
 19. Laryukhin V., Skobelev P., Lakhin O., Grachev S., Yalovenko V., Yalovenko O. The Multi-Agent Approach for Developing a Cyber-Physical System for Managing Precise Farms with Digital Twins of Plants. // *Cybernetics and Physics*, 2019, 8(4), pp. 257-261.
 20. Skobelev, P., Mayorov, I., Simonova, E., Goryanin, O., Zhilyaev, A., Tabachinskiy, A., Yalovenko, V. Development of digital twin of plant for adaptive calculation of development stage duration and forecasting crop yield in a cyber-physical system for managing precision farming. In *Cyber-Physical Systems: Digital Technologies and Applications*; Kravets, A.G., et al, Eds.; Springer Nature: Switzerland AG, 2021; *Studies in Systems, Decision and Control*, vol. 350, 2021; pp. 83-96.
 21. Skobelev P.O., Borovik S.Yu. On the way from Industry 4.0 to Industry 5.0: from digital manufacturing to digital society // *Industry 4.0*. – 2017. – Vol. 2. – No 6. – pp. 307–311.
 22. <https://ec.europa.eu/research-and-innovation/en/horizon-magazine/plants-can-detect-insect-attacks-sniffing-each-others-aromas>.

В. А. ЕРОФЕЕВА, О. Н. ГРАНИЧИН
(Институт проблем машиноведения РАН, Санкт-Петербург)

УСКОРЕННЫЙ АЛГОРИТМ ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ СЕТЕВЫХ СИСТЕМ

В работе предлагается ускоренная распределенная версия рандомизированного алгоритма стохастической аппроксимации с одновременным возмущением для оценивания параметров в сетевых системах. Основным отличием от существующих работ является фокус на нестационарную постановку задачи и предположение о неизвестности, но ограниченности возмущений. Приведены результаты моделирования для подтверждения работоспособности предложенного алгоритма.

Введение. Решение задачи оценивания параметров может быть достигнуто путем решения задачи оптимизации. На сегодняшний день известно огромное количество работ, посвященных выпуклой оптимизации, в том числе для решения стохастических задач. Тем не менее, в нестационарных постановках, когда оптимальное значение искомого параметра изменяется с течением времени, эффективность работы существующих алгоритмов в реальном времени при большой размерности является открытым вопросом. Для сетевых систем получило широкое распространение направление распределенной оптимизации.

Ранние работы по распределенной оптимизации были направлены на децентрализацию (суб)градиентного алгоритма. Распределенный градиентный спуск был предложен в [1] для случая без ограничений и неориентированных графов. Последующие варианты включают алгоритм отслеживаемого (суб)градиента и алгоритм консенсуса вида push-sum. Последнее реализуемо и для орграфов. Общая схема таких алгоритмов такова: обновления локальных переменных оптимизации представляют собой комбинацию шага консенсуса (средневзвешенного с соседями) и шага локального (суб)градиентного спуска, контролируемого размером шага. Уменьшающийся размер шага используется для достижения точного консенсуса по решению с сублинейной скоростью, в то время как фиксированный размер шага приводит решение к окрестности точного решения с линейной скоростью. Было предложено несколько последующих попыток получить точное решение с использованием постоянного размера шага. Эти работы можно разделить на три группы:

i) распределенные методы, использующие идею отслеживания градиента [2]. В этих схемах каждый узел обновляет свои переменные в направлении, которое отслеживает глобальный градиент. Эта идея была независимо предложена в алгоритме NEXT [3] и в AUG-DGM [4] для сильно выпуклой, гладкой оптимизации без ограничений. В работе [5] представлена SONATA, расширяющая NEXT на (изменяющиеся во времени) орграфы.

ii) распределенные схемы, использующие специальные коррекции направления локальной оптимизации [6]. В частности, EXTRA [7] и его вариант над орграфами, EXTRA-PUSH [8], вводят две разные матрицы весов для любых двух последовательных итераций, а также используют историю о градиентах. PG-EXTRA был предложен для работы с аддитивным выпуклым негладкими функциями в задаче [9].

и iii) двойственные методы [10]. Примеры таких алгоритмов включают распределенные методы ADMM и их реализации; распределенные методы на основе функции Лагранжа с рандомизированными обновлениями основной переменной и распределенный метод двойного восхождения, использующий отслеживание среднего значения основной переменной. Все эти схемы применимы для оптимизации на неориентированных графах, при этом некоторые работы исследуют изменяющиеся во времени графы. Некоторые работы посвящены распределенным седловым задачам, где исследователи активно используют экстраградиентные и зеркально-проксные методы [11].

В оптимизации активно используются различные техники ускорения алгоритмов, широкий обзор таких решений представлен в [12]. Фокус рассматриваемой работы направлен на создание модификации широко известного алгоритма рандомизированной стохастической аппроксимации [13] с использованием ускорения по Нестерову для распределенного случая. Отличительными чертами задачи является ее нестационарность и присутствие неизвестных, но ограниченных возмущений в измерениях.

Постановка задачи. Рассматривается сетевая система из n измерителей (сенсоров). Сетевая топология задана графом $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$, где $\mathcal{N} = \{1, \dots, n\}$ – множество узлов, $\mathcal{E} \subseteq \mathcal{N} \times \mathcal{N}$ – множество ребер. Графу ставится в соответствие взвешенная матрица смежности $B = [b^{i,j}]$, $b^{i,j} > 0$ если $(i, j) \in \mathcal{E}$ и $b^{i,j} = 0$ в ином случае. Для сенсора $i \in \mathcal{N}$, множество его соседей задано в виде $\mathcal{N}^i = \{j \in \mathcal{N} : (j, i) \in \mathcal{E}\}$. Сенсоры независимо друг от друга измеряют параметры m целей (объектов слежения). Введем обозначения: d – размерность пространства, $s_t^i = [s_t^{i,1}, \dots, s_t^{i,d}]^T$ – вектор координат сенсора i в момент времени t , $M = \{1, 2, \dots, m\}$ – множество всех целей, $r_t^l = [r_t^{l,1}, \dots, r_t^{l,d}]^T$ – вектор координат цели l в момент времени t , $\theta_t = \text{col}(r_t^1, \dots, r_t^m)$ – общий вектор состояния всех целей в момент времени t . В каждый момент времени t сенсор i измеряет расстояние $\rho(s_t^i, r_t^l)$ до произвольной цели l и ожидает аналогичные измерения от своих соседей. Предполагается, что количество соседей сенсоров совпадает с размерностью пространства и за счет процедуры, аналогичной триангуляции, позволяет получить измерение r_t^l . Задача всей системы состоит в формировании оценок местоположения целей $\hat{\theta}_t^i = \text{col}(\hat{r}_t^{i,1}, \dots, \hat{r}_t^{i,m})$ на каждом узле по измерениям

$$y_t^{i,l} = \|\hat{r}_t^{i,l} - r_t^l\|^2 + v_t^{i,l},$$

где $v_t^{i,l}$ – неизвестный, но ограниченный шум, при которых квадрат невязки между всеми оценками $\bar{\theta}_t = [\hat{\theta}_t^1, \dots, \hat{\theta}_t^n]^T$ и истинным местоположением целей θ_t будет минимальным:

$$\sum_{i \in \mathcal{N}} \|\hat{\theta}_t^i - \theta_t\|^2 \rightarrow \min_{\bar{\theta}_t}.$$

В [14] был предложен централизованный ускоренный алгоритм оценивания параметров. Предлагаемый доклад описывает развитие предложенного ранее метода на случай распределенных сетевых систем.

Алгоритм решения. Предлагаемый алгоритм включает в себя три составляющих: алгоритм рандомизированной стохастической аппроксимации, технику ускорения по Нестерову, процедуру консенсуса для согласования оценок между сенсорами. Рандомизация алгоритма достигается путем введения возмущения Δ_k^i соответствующей размерности в точку наблюдения, где k – номер итерации. Возмущение является случайной величиной, заданной по закону распределения Бернулли и принимающей значения $\pm \frac{1}{\sqrt{d}}$ с вероятностью $\frac{1}{2}$. Предполагается, что оптимизируемая функция является сильно выпуклой с константой μ и ее градиент удовлетворяет условию Липшица с константой L .

В начале работы алгоритма устанавливаются начальные значения используемых переменных: начальной оценки $\hat{\theta}_0^i$, шага алгоритма $h > 0$, и других вспомогательных величин, а именно: $\gamma_0^i > 0, \beta > 0, \eta \in (0, \mu), \alpha_0^i \in (0, 1), z_0^i = \hat{\theta}_0^i, H = h - \frac{h^2 L}{2}$. На каждом шаге выбирается $\alpha_x^i \in (0, 1)$, удовлетворяющее $H - \frac{\alpha_k^2}{2\gamma_k} > 0$, где $\alpha_k^i \in [\alpha_x^i, 1)$. Для каждого узла $i \in \mathcal{N}$, схема алгоритма состоит в следующем:

1. Выбирается начальная точка наблюдения

$$\tilde{x}_{2k-2}^i = \frac{1}{\gamma_{k-1}^i + \alpha_k^i(\mu - \eta - 1)} (\alpha_k^i \gamma_{k-1}^i z_{2k-2}^i + \gamma_k^i \hat{\theta}_{2n-2}^i)$$

2. Добавляется случайное возмущение для формирования двух точек наблюдения

$$x_{2k}^i = \tilde{x}_{2k-2}^i + \beta \Delta_k^i, \quad x_{2k-1}^i = \tilde{x}_{2k-2}^i - \beta \Delta_k^i$$

3. Учитываются значения точек наблюдения и оценки с предыдущего шага

$$\tilde{x}_{2k-1}^i = \tilde{x}_{2k-2}^i, \quad \hat{\theta}_{2n-1}^i = \hat{\theta}_{2n-2}^i$$

4. Вычисляется псевдоградиент

$$g_{2k}^i = \Delta_k^i \frac{y_{2k}^i - y_{2k-1}^i}{2\beta} + \omega \sum_{j \in \mathcal{N}^i} b^{i,j} (\tilde{x}_{2k-1}^i - \tilde{x}_{2k-1}^j),$$

где ω – шаг консенсуса, y_t^i – общий вектор измерений: $y_t^i = [y_t^{i,1}, \dots, y_t^{i,m}]$

5. Обновляется текущая оценка искомых параметров

$$\hat{\theta}_{2n}^i = \tilde{x}_{2k-1}^i - hg_{2k}^i$$

6. Пересчитывается вспомогательный параметр алгоритма

$$z_{2k}^i = \frac{1}{\gamma_k^i} [(1 - \alpha_k^i) \gamma_{k-1}^i z_{2k-2}^i + \alpha_k^i (\mu - \eta - 1) \tilde{x}_{2k-1}^i - \alpha_k^i g_{2k}^i]$$

В случае, если константы из ограничений на функцию неизвестны, возможно использование их наихудших оценок.

Моделирование. Представленный алгоритм проверен на примере отслеживания характеристик движущихся целей сенсорами с выбранной размерностью пространства, равной двум. Цели начинают свое движение из случайно выбранной точки в интервале $[0;100]$. Динамика движения целей реализована в виде случайного блуждания, а именно $\mathbf{r}_{t+1}^l = \mathbf{r}_t^l + \xi_t^l$, где ξ_t^l выбран из значений равномерно распределенных величин на окружности. При моделировании установлены следующие параметры: $h = 0.08, \beta = 0.1, \eta = 0.95, \alpha_x^i = 0.1, \gamma_0^i = 2, L = 2, \mu = 2$.

Рассматривается три сценария: (1) 3 сенсора отслеживают 10 целей; (2) 6 сенсоров – 20 целей; (3) 9 сенсоров – 40 целей. На рисунке 1 представлены результаты сравнения предлагаемого алгоритма с версией без ускорения.

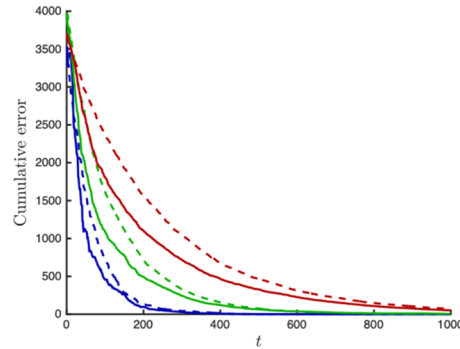


Рис. 1. Усредненные по целям и сенсорам величины ошибок. Сплошная линия – предложенный алгоритм с ускорением, пунктирная линия – версия без ускорения. Синий – сценарий (1), зеленый – сценарий (2), красный – сценарий (3).

Случайные величины, входящие в процесс движения и в алгоритм, установлены идентичным образом для обоих алгоритмов. Как видно из результатов моделирования, предложенный алгоритм в различных сценариях имеет более быструю сходимость.

Заключение. В работе представлен ускоренный распределенный алгоритм оценивания. Эмпирические результаты показывают более быструю скорость сходимости по сравнению с предшествующим решением в случае оптимизации строго выпуклых функций при наличии неизвестного, но ограниченного шума.

Работа проводилась при поддержке гранта Президента Российской Федерации для молодых российских ученых (МК-372.2022.4)

ЛИТЕРАТУРА

1. A. Nedic and A. Ozdaglar, "Distributed subgradient methods for multi-agent optimization," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 54, no. 1, pp. 48–61, Jan. 2009.
2. G. Qu and N. Li, "Harnessing Smoothness to Accelerate Distributed Optimization," IEEE Control Netw. Syst., vol. 5, no. 3, pp. 1245–1260, 2018.
3. P. Di Lorenzo and G. Scutari, "NEXT: In-network nonconvex optimization," IEEE Trans. Signal Inf. Process. Netw., vol. 2, no. 2, pp. 120–136, Jun. 2016.

4. J. Xu, S. Zhu, Y. C. Soh, and L. Xie, "Augmented distributed gradient methods for multi-agent optimization under uncoordinated constant stepsizes," in Proc. of the 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC 2015), Osaka, Japan, Dec. 2015, pp. 2055–2060.
5. Y. Sun, G. Scutari, and D. Palomar, "Distributed nonconvex multiagent optimization over time-varying networks," in Proc. of the Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, 2016.
6. J. Zeng and W. Yin, "ExtraPush for convex smooth decentralized optimization over directed networks," J. Comput. Math., vol. 35, no. 4, pp. 383–396, 2017.
7. W. Shi, Q. Ling, G. Wu, and W. Yin, "Extra: An exact first-order algorithm for decentralized consensus optimization," SIAM Journal on Optimization, vol. 25, no. 2, pp. 944–966, 2015.
8. J. Zeng and W. Yin, "ExtraPush for convex smooth decentralized optimization over directed networks," J. Comput. Math., vol. 35, no. 4, pp. 383–396, 2017.
9. W. Shi, Q. Ling, G. Wu, and W. Yin, "A proximal gradient algorithm for decentralized composite optimization," IEEE Trans. Signal Process., vol. 63, no. 22, pp. 6013–6023, 2015.
10. D. Jakovetic, J. M. F. Moura, and J. Xavier, "Linear convergence rate of a class of distributed augmented lagrangian algorithms," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 60, no. 4, pp. 922–936, Apr. 2015.
11. A. Nemirovski. Prox-method with rate of convergence $\mathcal{O}(1/t)$ for variational inequalities with lipschitz continuous monotone operators and smooth convex-concave saddle point problems. SIAM Journal on Optimization, 15(1):229–251, 2004.
12. d'Aspremont A, Scieur D, Taylor A. Acceleration methods. arXiv preprint arXiv:2101.09545. 2021 Jan 23.
13. O. Granichin and N. Amelina, "Simultaneous perturbation stochastic approximation for tracking under unknown but bounded disturbances," IEEE Transactions on Automatic Control, 2015. 60(6), pp. 1653–1658.
14. Ерофеева В. А., Сергеев А. Н. Ускоренный рандомизированный алгоритм стохастической аппроксимации для задачи трекинга // Навигация и управление движением, 2022.

V.A. Erofeeva, O.N. Granichin (IPME RAS, St. Petersburg)

Accelerated algorithm for parameter estimation for distributed networked systems

The paper proposes an accelerated distributed version of a randomized stochastic approximation algorithm with simultaneous perturbation for parameter estimation in networked systems. The main difference from existing works is the focus on the non-stationary formulation of the problem and the presence of unknown-but-bounded disturbances. The simulation results confirm the efficiency of the proposed algorithm.

Круглый стол

■ НАБЛЮДАТЕЛИ И ФИЛЬТРЫ ■

О. А. СТЕПАНОВ, Ю. А. ЛИТВИНЕНКО

(Университет ИТМО, АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», Санкт-Петербург)

В. А. ВАСИЛЬЕВ

(Университет ИТМО, СПбГЭТУ «ЛЭТИ», АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», Санкт-Петербург)

М. В. БАСИН

(Университет ИТМО, Санкт-Петербург; UANL, Сан-Николас-де-лос-Гарса)

А. Б. ТОРОПОВ, А. М. ИСАЕВ

(АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», Санкт-Петербург)

АЛГОРИТМЫ КАЛМАНОВСКОГО ТИПА В ЗАДАЧАХ ДИСКРЕТНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ПРИ НАЛИЧИИ КВАДРАТИЧНЫХ НЕЛИНЕЙНОСТЕЙ

Кратко излагаются результаты, касающиеся разработки алгоритмов калмановского типа, предназначенных для решения задач нелинейной дискретной фильтрации при наличии квадратичных нелинейностей в уравнениях для оцениваемого вектора состояния и уравнениях измерений.

Введение. В последнее время активно развиваются методы решения задач оценивания на основе детерминированных подходов, в которых не предполагается введение предположений о случайном характере оцениваемых сигналов и погрешностей измерений [1–10]. Вместе с тем продолжают развиваться и методы, разрабатываемые в рамках стохастического подхода, основанного на теории байесовской фильтрации [11–23]. Именно эти методы получают широкое применение при решении прикладных задач, в частности связанных с обработкой навигационной информации [24–31]. В рамках байесовского подхода обычно отыскивается оптимальная оценка, представляющая собой математическое ожидание, соответствующее апостериорной (условной к измерениям $Y_k = [y_1^T, \dots, y_k^T]^T$) функции плотности распределения вероятностей (ф.п.р.в.) $p(x_k / Y_k)$ для вектора оцениваемых параметров x_k . В нелинейных задачах для ее нахождения требуются значительные вычислительные мощности. В целях их сокращения разрабатываются так называемые субоптимальные алгоритмы нелинейной фильтрации. Задача построения эффективных субоптимальных алгоритмов заключается в построении экономичных в вычислительном отношении процедур, которые обеспечивают получение как самой оценки $\hat{x}_k^{sub}(Y_k)$, незначительно отличающейся по точности от оптимальной оценки, так и адекватной, т.е. согласованной с действительной, расчетной характеристики точности в виде матрицы ковариаций погрешностей оценивания. Возможность получения такой характеристики является одним из очень важных преимуществ подхода, основанного на байесовской фильтрации.

Используемые на практике субоптимальные алгоритмы можно разделить на две группы. В одной из них предполагается восстановление самой апостериорной ф.п.р.в., а другая опирается на гауссовскую аппроксимацию апостериорной плотности. К последней группе относятся алгоритмы калмановского типа (АКТ), основанные на приближенном описании нелинейных урав-

нений динамики и измерений с помощью их разложения в ряд Тейлора. Наибольшее применение здесь получил обобщенный фильтр Калмана (ОФК). Недостатки этого алгоритма связаны, как известно, с тем фактом, что при его построении в разложении Тейлора учитываются слагаемые лишь первого порядка. Для преодоления недостатков, связанных с использованием такого приближения, развитие получают фильтры, учитывающие тем или иным образом слагаемые второго порядка [16, 32]. Так, в работе [32] в том числе исследуются количественные отличия фильтров второго порядка от ОФК и алгоритмов, реализующих идеологию построения линейной оптимальной процедуры при обработке текущего измерения с помощью метода Монте-Карло.

В настоящем докладе приведено краткое изложение результатов, полученных авторами в последнее время и касающихся разработки рекуррентных алгоритмов калмановского типа, названных полиномиальными фильтрами и предназначенными для решения задач нелинейной фильтрации с дискретным временем. При построении этих фильтров в полной мере учитываются квадратичные нелинейности в уравнениях для оцениваемого вектора состояния и уравнениях для измерений [33, 34]. В отличие от работы [32] здесь основное внимание уделено качественному сопоставлению получаемых фильтров от ОФК. В частности описана эквивалентная расширенная модель для вектора состояний и измерений на каждом шаге, для которой ОФК совпадает с полиномиальным фильтром, соответствующим исходной модели.

Постановка задачи. Рассматривается задача нелинейной дискретной фильтрации n -мерного случайного вектора $x_k = [x_{1k}, \dots, x_{nk}]^T$, описываемого с помощью формирующего фильтра

$$x_k = f_k(x_{k-1}) + \Gamma_k w_k + u_k \quad (1)$$

по m -мерным измерениям следующего вида:

$$y_k = h_k(x_k) + v_k. \quad (2)$$

В приведенных соотношениях $f_k(x_{k-1})$ и $h_k(x_k)$ – известные нелинейные n и m -мерные дифференцируемые вектор-функции векторного аргумента; k – индекс дискретного времени; $u_k = [u_{1k}, \dots, u_{nk}]^T$ – известный n -мерный вектор входных сигналов.

Задача решается в рамках байесовского подхода, основанного на предположении, что все векторы случайные и их статистические свойства известны. Предполагается, что x_0 – n -мерный случайный гауссовский вектор с математическим ожиданием $\bar{x}_0$ и матрицей ковариаций P_0^x , w_k – n_w -мерный центрированный дискретный гауссовский белый шум, не зависящий от x_0 , с известной матрицей ковариаций Q_k размерности $n_w \times n_w$; Γ_k – матрица размерности $n \times n_w$; v_k – m -мерный центрированный дискретный гауссовский белый шум, не зависящий от x_0 и w_k , с ковариационной матрицей R_k .

Специфика рассматриваемой задачи заключается в том, что для функций $f_k(x_{k-1})$ и $h_k(x_k)$ предполагается справедливое приближенное представление в виде

$$f_k(x_{k-1}) \approx f_k(x_{k-1}^*) + f_k'(x_{k-1}^*)(x_{k-1} - x_{k-1}^*) + \Delta f_k(x_{k-1}), \quad (3)$$

$$h_k(x_k) \approx h_k(x_{k/k-1}^*) + h_k'(x_{k/k-1}^*)(x_k - x_{k/k-1}^*) + \Delta h_k(x_k), \quad (4)$$

где

$$\Delta f_k = \frac{1}{2} \left(I_n \otimes (x_{k-1} - x_{k-1}^*)^T \right) f_k''(x_{k-1}^*) (x_{k-1} - x_{k-1}^*), \quad \Delta h_k = \frac{1}{2} \left(I_m \otimes (x_k - x_{k/k-1}^*)^T \right) h_k''(x_{k/k-1}^*) (x_k - x_{k/k-1}^*),$$

$x_{k-1}^*, x_{k/k-1}^*$ – точки линеаризации, $\otimes$ – символ произведения Кронекера, $I_{n,m}$ – единичные матрицы размерностей n и m ;

Иными словами, считается, что функции $f_k(x_{k-1})$ и $h_k(x_k)$ могут быть приближенно представлены с помощью разложения в ряд Тейлора с точностью до слагаемых квадратичного типа. В случае когда сами эти функции квадратичные, знак приближения в (3) и (4) заменяется на знак равенства.

Цель рассматриваемой задачи фильтрации заключается в получении оптимальной в средне-квадратическом смысле оценки вектора состояний $\hat{x}_k^{opt}(Y_k)$ по измерениям $Y_k = [y_1^T, \dots, y_k^T]^T$ и соответствующей ей условной матрицы ковариаций погрешностей оценивания $P_k^{opt}(Y_k)$, характеризующей ее текущую (соответствующую конкретному набору измерений Y_k) точность. При построении эффективных субоптимальных алгоритмов фильтрации используются различные методы аппроксимации ф.п.р.в. $p(x_k / Y_k)$, порождающие удобные в вычислительном плане алгоритмы, в том числе учитывающие особенности рассматриваемой задачи. В докладе речь идет о рекуррентных по отношению к измерениям алгоритмах (фильтрах) калмановского типа, основанных на гауссовской аппроксимации и учитывающих описанную выше специфику функций (3), (4) [33, 34].

Полиномиальный фильтр. При построении рассматриваемого далее алгоритма, названного в упомянутых работах полиномиальным фильтром (ПФ), апостериорная ф.п.р.в. на каждом шаге аппроксимируется с помощью гауссовской плотности, а при обработке текущего измерения используются процедура, обеспечивающая минимизацию ошибки оценки в классе линейных по отношению к текущему измерению процедур. При синтезе предлагаемого ПФ предполагается выполнение следующих основных шагов:

- формирование составного вектора, включающего векторы x_k и y_k (1) и (2);
- расчет первых двух моментов для этого составного вектора в предположении, что

$$p(x_k, y_k / Y_{k-1}) = N \left(\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \hat{x}_{k/k-1}^{ПФ} \\ \hat{y}_{k/k-1}^{ПФ} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} P_{k/k-1}^{ПФ} & P_{x_k y_k}^{ПФ} \\ P_{y_k x_k}^{ПФ} & P_{y_k}^{ПФ} \end{bmatrix} \right);$$

- расчет оценки и ее ковариационной матрицы согласно формулам:

$$\hat{x}_k^{ПФ}(Y_k) = \hat{x}_{k/k-1}^{ПФ} + K_k^{ПФ} (y_k - \hat{y}_{k/k-1}^{ПФ}), \quad (5)$$

$$P_k^{ПФ} = P_{k/k-1}^{ПФ} - K_k^{ПФ} (P_{x_k y_k}^{ПФ})^T, \quad (6)$$

$$K_k^{ПФ} = P_{x_k y_k}^{ПФ} (P_{y_k}^{ПФ})^{-1}. \quad (7)$$

В работах [33, 34] показано, что входящие в приведенные соотношения прогноз оценки $\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}$ и соответствующая ей матрица ковариаций $P_{k/k-1}^{ПФ}(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, а также прогноз измерений, невязка и ее матрица ковариаций, вычисленные с учетом сделанных выше предположений, определяются следующими соотношениями:

$$\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ} = f_k(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + d_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}), \quad (8)$$

$$P_{k/k-1}^{ПФ}(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) = \tilde{P}_{k/k-1}^{ПФ} + D_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}), \quad (9)$$

$$\hat{y}_{k/k-1}^{ПФ} = h_k(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}) + d_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}), \quad (10)$$

$$P_{y_k}^{ПФ}(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}) = h_k'(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}) \tilde{P}_{k/k-1}^{ПФ} (h_k'(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}))^T + R_k + D_k^{fh}(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + D_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}), \quad (11)$$

в которых

$$\tilde{P}_{k/k-1}^{ПФ}(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) = f_k'(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) P_{k-1}^{ПФ} (f_k'(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}))^T + \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T,$$

$$P_{x_k y_k}^{ПФ}(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}) = \tilde{P}_{k/k-1}^{ПФ}(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) (h_k'(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}))^T + F_k(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}).$$

Выражения для входящих в приведенные соотношения, так называемые дополнительных слагаемых $d_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, $D_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, $D_k^{fh}(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, $F_k(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, $d_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ})$, $D_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, приведены в [33, 34].

Эквивалентная расширенная модель. Можно показать, что оценка и матрица ковариаций, получаемые с использованием ПФ будут совпадать с оценкой и матрицей ковариаций при ре-

шении задачи оценивания с использованием ОФК для приводимой ниже линейной модели. Эта модель, названная эквивалентной расширенной моделью, соответствует задаче оценивания вектора состояния

$$x_k = f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + f'(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + d_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + w_k + \tilde{w}_k$$

по измерениям

$$y_k = h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}) + h'(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ})(x_k - \hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}) + d_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ}) + v_k + \tilde{v}_k.$$

В этих соотношениях $d_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})$, $d_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ})$ представляют собой векторы, вычисляемые согласно выражениям, приведенным в [33, 34]; $\tilde{w}_k$, $\tilde{v}_k$ – центрированные случайные векторы с матрицами ковариации $D_k^f(\hat{x}_{k-1}^{ПФ})$ и $D_k^h(\hat{x}_{k/k-1}^{ПФ}, \hat{x}_{k-1}^{ПФ})$.

Заключение. Можно отметить следующие основные результаты.

1. Для решения задачи нелинейной дискретной фильтрации синтезирован полиномиальный фильтр, учитывающий при разложении в ряд нелинейных функций слагаемые второго порядка, и проиллюстрирована более высокая эффективность его применения при обработке навигационной информации по сравнению с ОФК.

2. Установлены взаимосвязь и отличия структуры ПФ с ОФК и фильтрами второго порядка. В частности показано, что ПФ, так же как и ОФК, имеют структуру алгоритмов калмановского типа, включающую блок прогноза (выражения (8)–(11)) и блок коррекции (выражения (5)–(7)), и для его реализации необходимо лишь вычислить описанные выше дополнительные слагаемые. ОФК и известные авторам модификации фильтров второго порядка могут рассматриваться как упрощенная реализация ПФ. При конкретизации алгоритма ПФ с целью его упрощения можно пренебрегать теми или иными дополнительными слагаемыми, что порождает возможность построения целого спектра различных субоптимальных вариантов реализации алгоритмов ПФ. Сопоставляя при этом ожидаемый уровень дополнительных слагаемых с уровнем порождающих и измерительных шумов, можно в ряде случаев приближенно оценить их влияние на точность решения задачи.

3. Предложена так называемая эквивалентная расширенная модель для вектора состояний и измерений на каждом шаге. Использование такой модели позволяет, с одной стороны, упростить процедуру реализации алгоритма полиномиальной фильтрации, а с другой – создает хорошую основу для анализа необходимости и целесообразности учета дополнительных слагаемых.

4. Предложена методика оценки эффективности алгоритмов, учитывающая не только точность получаемых оценок, но и адекватность вырабатываемых в алгоритме расчетных характеристик точности.

5. Несмотря на отмеченные достоинства, следует иметь в виду, что ПФ по отношению к оптимальному байесовскому алгоритму является субоптимальным.

Приближенный характер ПФ в первую очередь объясняется тем обстоятельством, что в ПФ на каждом шаге обработки реализуется гауссовская аппроксимация апостериорной плотности. Такой недостаток является общим для многочисленных модификаций алгоритмов калмановского типа, основанных на гауссовской аппроксимации. Одно из возможных направлений повышения эффективности таких алгоритмов может быть связано с учетом слагаемых третьего и более высокого порядков в разложении Тэйлора, т.е. построением полиномиальных фильтров более высокого порядка. В этой связи рассмотренный алгоритм логично называть полиномиальным фильтром второго порядка.

Еще одной причиной отличия рассматриваемого алгоритма ПФ от оптимального является и тот факт, что в нем на каждом шаге используется линейная относительно текущего измерения процедура. Для преодоления этого недостатка и повышения точности оценивания целесообразно использовать нелинейные процедуры. В частности, в качестве такой нелинейной процедуры может применяться итерационная схема обработки измерения по аналогии с тем, как это делается в итерационном ОФК.

*Работа проводилась при поддержке гранта РНФ 18-19-00627,
<https://rscf.ru/project/18-19-00627/>*

ЛИТЕРАТУРА

1. Андриевский Б.Р., Фуртат И.Б. Наблюдатели возмущений: методы и приложения. Часть 1. Методы. Автоматика и телемеханика. 2020. № 9. С. 3–61.
2. Андриевский Б.Р., Фуртат И.Б. Наблюдатели возмущений: методы и приложения. Часть 2. Приложения. Автоматика и телемеханика. 2020. №10. С. 35–92.
3. Ortega, R., Bobtsov, A., Pyrkin, A., Aranovskiy, S., A parameter estimation approach to state observation of nonlinear systems, *Systems & Control Letters*, 2015, vol. 85, pp. 84–94.
4. Ortega, R., Aranovskiy, S., Pyrkin, A.A., Astolfi, A., Bobtsov, A.A., New results on parameter estimation via dynamic regressor extension and mixing: continuous and discrete-time cases, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, vol. 66, №5, pp. 2265–2272.
5. Баландин Д.В., Коган М.М. Управление и оценивание в линейных нестационарных системах на основе эллипсоидальных множеств достижимости // *Автоматика и телемеханика*. 2020. № 8. С. 8–28.
6. Хлебников М.В. Разреженная фильтрация при ограниченных внешних возмущениях // *Автоматика и телемеханика*. 2022. № 2. С. 35–50.
7. Матасов А.И. Вариационные задачи для калибровки блока ньютонометров // *Автоматика и телемеханика*. 2019. № 12. С. 59–79.
8. Ширяев В.И., Подивилова Е.О. Аппроксимация информационных множеств в задаче гарантированного оценивания состояния динамических систем в условиях неопределенности // *Мехатроника, автоматизация, управление*. 2014. № 7. С. 10–16.
9. Фуртат И.Б., Гуцин П. А. Алгоритм управления объектами с запаздывающим входным сигналом на базе субпредикторов регулируемой величины и возмущения // *Автоматика и телемеханика*. 2019. № 2. С. 3–23.
10. Orlov, Y.V., Verdes Kairuz, R.I., Aguilar, L.T., Prescribed-Time Robust Differentiator Design Using Finite Varying Gains, *IEEE Control Systems Letters*, 2022, vol. 6, pp. 620–625.
11. Kalman, R.E., A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, 1960, no. 82, pp. 35–45.
12. Стратонович Р.Л. Условные процессы Маркова // *Теория вероятн. и ее примен.* 1960. Т. 5. № 2. С. 172–195.
13. Doucet, A., Freitas, N., Gordon, N., *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, Springer New York, 2001. 590 p.
14. Chen, Z., *Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond*. Adaptive Systems Lab., McMaster-Univ, 2003, 69 p.
15. Ristic, B., Arulampalam, S., and Gordon, N., *Beyond the Kalman Filter: Particle Filter for Tracking Applications*, Artech House Radar Library, 2004, 318 p.
16. Simon, D., *Optimal State Estimation: Kalman, H-infinity, and Nonlinear Approaches*. John Wiley and Sons, Hoboken, NJ, 2006, 552 p.
17. Руденко Е.А. Оптимальные дискретные нелинейные фильтры порядка объекта и их гауссовские приближения // *Автоматика и телемеханика*. 2010. № 2. С. 159–178.
18. Степанов О.А. Фильтр Калмана. История и современность (к 80-летию Рудольфа Эмиля Калмана) // *Гироскопия и навигация*. 2010. №2 (69). С. 107–121.
19. Särkkä, S., *Bayesian Filtering and Smoothing*, Cambridge University Press, 2013, 232 p.
20. Brown, R.G., Hwang, P.Y.C., *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, Wiley, 2012, 400 p.
21. Рыбаков К.А. Статистические методы анализа и фильтрации в непрерывных стохастических системах. Москва: Изд-во МАИ, 2017. 176 с.
22. Руденко Е.А. Сопоставление алгоритмов стохастической фильтрации // XXXII конференция памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н. Н. Острякова, 2020. С. 295–300.
23. Архипов А.С., Семенихин К.В. Минимаксное линейное оценивание по вероятностному критерию при наличии унимодальных помех и ограниченных параметров // *Автоматика и телемеханика*. 2020. № 7. С. 14–33.
24. Небылов А.В. *Гарантирование точности управления*. М.: Наука, 1998. 304 с.
25. Степанов О.А. Применение теории нелинейной фильтрации в задачах обработки навигационной информации. СПб: ГНЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 1998. 370 с.
26. Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., et al., Particle filters for positioning, navigation, and tracking, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, vol. 50, no. 2, pp. 425–437.
27. Grewal, M.S., Andrews, A.P., Bartone, Ch.G., *Global navigation satellite systems, inertial navigation, and integration*, Third edition, John Wiley & Sons. Inc. 39, 2013, 608 p.
28. Groves, P.D., *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems*, 2nd edition, Artech Hous, 2013, 763 p.
29. Markley, F.L., Crassidis, J.L., *Fundamentals of Spacecraft Attitude Determination and Control*, Springer, 2014, 501,p.
30. Степанов О.А. Методы обработки навигационной информации. СПб: Университет ИТМО, 2017. 196 с.
31. Миллер Б.М., Колосов К.С. Робастное оценивание на основе метода наименьших модулей и фильтра Калмана // *Автоматика и телемеханика*. 2020. №11. С. 72–92.
32. Gustafsson, F., Hendeby, G., Some Relations Between Extended and Unscented Kalman Filters, *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 2012, vol. 60, no.2, pp. 545–555.
33. Степанов О.А., Литвиненко Ю.А., Васильев В.А., Торопов А.Б., Басин М.В. Алгоритм полиномиальной фильтрации в задачах обработки навигационной информации при квадратичных нелинейностях в уравнениях динамики и измерений. Часть I. Описание и сопоставление с алгоритмами калмановского типа // *Гироскопия и навигация*. 2021. Том 29. №3 (114). С. 3–33.

34. Степанов О.А., Литвиненко Ю.А., Васильев В.А., Торопов А.Б., Басин М.В. Алгоритм полиномиальной фильтрации в задачах обработки навигационной информации при квадратичных нелинейностях в уравнениях динамики и измерений. Часть II. Примеры решения задач // Гироскопия и навигация. 2021. Том 29. №4 (115). С. 56–77.

O.A. Stepanov, Y.A. Litvinenko (ITMO University; Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg), V.A. Vasiliev (Concern CSRI Elektropribor, JSC; ITMO University; St. Petersburg Electrotechnical University LETI, Saint Petersburg), A.B. Toropov, A.M. Isaev (Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg), M.V. Basin (Department of Physical and Mathematical Sciences, Autonomous University of Nuevo Leon, San Nicolás de los Garza, ITMO University, Saint Petersburg)

Kalman-type algorithms in discrete filtering problems under quadratic nonlinearities

The results concerning the development of Kalman-type algorithms for solving nonlinear discrete filtering problems under quadratic nonlinearities in system and measurement equations are briefly considered.

И. Б. ФУРТАТ (Институт проблем машиноведения РАН, Санкт-Петербург)

СИНТЕЗ СУБПРЕДИКТОРОВ ВОЗМУЩЕНИЙ И РЕГУЛИРУЕМОЙ ПЕРЕМЕННОЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ОБЪЕКТАМИ С ЗАПАЗДЫВАЮЩИМ ВХОДНЫМ СИГНАЛОМ

Предложены новые субпредикторы возмущений и регулируемой переменной для управления линейными объектами с запаздывающим входным сигналом при наличии внешних ограниченных возмущений. Субпредикторы регулируемой величины и возмущений позволяют управлять объектами с большим временем запаздывания и сократить время прогноза возмущений по сравнению с известными схемами. Субпредикторы строятся на базе известных предикторов с использованием процедур дробления времени предсказания и многошагового прогнозирования.

Введение. В докладе под предиктором понимается некоторое устройство, которое позволяет оценить будущее значение сигнала, поданного на вход данного устройства [1]. Зачастую, в теории автоматического управления предикторы используются для прогноза регулируемой величины объекта на время запаздывания во входном канале, чтобы затем использовать существующие законы управления, которые разработаны для систем без запаздывания [1]. В [2, 3] рассматривались схожие задачи с точки зрения оценивания стохастических сигналов и дальнейшего их прогноза.

Решение задачи управления в условии запаздывания впервые предложено в [4] для устойчивых объектов без возмущения. Для неустойчивых объектов в [5] предложен статический закон управления с использованием пропорционально-интегрального предиктора, построенного на базе решения уравнения объекта. В условиях ограниченных возмущений алгоритм [5] и его модификации исследованы в работах [6, 7]. Однако в работах [8-12] было показано, что численная реализация предиктора [5] позволяет стабилизировать только определенный класс неустойчивых объектов с запаздыванием. Следовательно, принцип подавления возмущений, рассмотренный в [6, 7], не гарантирует уменьшения влияния возмущений на качество переходных процессов. В [13] проблема уменьшения влияния возмущений преодолена за счет предположения о том, что возмущение описывается синусоидальными функциями. Однако структура алгоритма [13] и расчет настраиваемых параметров зависел от количества слагаемых в возмущении, качество переходных процессов зависело от наличия несинусоидальной составляющей и использовался интегральный алгоритм [5] без его численной реализации.

В [14] предложен новый предиктор, позволяющий проектировать алгоритмы управления неустойчивыми объектами. По сравнению с [5], предиктор [14] не требует численной реализации и, как следствие, существенно проще в реализации и расчете параметров. В [15] на базе предиктора [14] предложен субпредиктор регулируемой переменной, позволяющий получить замкнутую систему с уменьшенным запаздыванием. Это позволило стабилизировать замкнутую систему при большем запаздывании в объекте, чем при использовании предиктора. Однако результаты [14, 15] слишком чувствительны к возмущениям.

В данном докладе кратко будет рассмотрена схема, обобщающая результаты [14, 15] на объекты с возмущениями. В отличие от [15], предложен новый субпредиктор возмущения на базе теоремы Лагранжа о среднем, позволяющий существенно сократить время прогноза. По сравнению с [13] предполагается только ограниченность возмущения без дополнительной информации о его природе и новый предиктор, позволяющий рассматривать системы с большим временем запаздывания. Более подробно полученные результаты описаны в [16-18].

Постановка задачи. Рассмотрим объект с запаздыванием в канале управления, который описывается следующим уравнением

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t-h) + Bf(t), \quad t \geq 0, \\ u(s) &= 0, \quad s < 0,\end{aligned}\tag{1}$$

где $x(t) \in R^n$ – измеряемый вектор состояния, $u(t) \in R^m$ – сигнал управления, $f(t) \in R^m$ – внешнее возмущение с ограниченными $(r+3)$ производными, $h > 0$ – известное время запаздывания, A и B – известные матрицы соответствующих размерностей, пара (A, B)

управляема и выполнено условие $B^+B = I_m$, B^+ – псевдообратная матрица для матрицы B и I_m – единичная матрица порядка m .

Известно, что алгоритмы [4-7, 9-11] обеспечивают устойчивость (1) по вход-состоянию (input-to-state stability) и выполнение условия

$$\overline{\lim}_{t \rightarrow \infty} |x(t)| < \delta,$$

где $\delta = O\left(\overline{\lim}_{t \rightarrow \infty} |f(t)|\right)$, $O(\chi)$ для $\chi \in R$ означает, что $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{O(\chi)}{\chi} = \text{const}$, $|\cdot|$ – евклидова норма соответствующего вектора. То есть точность регулирования в установившемся режиме в [4-7, 9-11] существенно зависит от возмущения.

В настоящем докладе цель управления состоит в разработке алгоритма управления, который обеспечит $\delta = O\left(h^{r+1} \overline{\lim}_{t \rightarrow \infty} |f^{(r+1)}(t)|\right)$. То есть, в отличие от [1-4, 6-8], предложенный алгоритм позволит компенсировать большие по амплитуде возмущения.

Метод решения. Представим сигнал управления u в виде

$$u = u_1 + u_2,$$

где с помощью сигнала u_1 будем обеспечивать устойчивость замкнутой системы, а с помощью сигнала u_2 компенсацию возмущения f .

Для прогноза регулируемой величины рассмотрим следующий субпредиктор:

$$\dot{\bar{x}}_i(t) = A\bar{x}_i(t) + D_i(\bar{x}_{i+1}(t) - \bar{x}_i(t - \bar{h})) + Bu_1(t - (i-1)\bar{h}), \quad i = 1, \dots, M-1, \quad (2)$$

$$\dot{\bar{x}}_M(t) = A\bar{x}_M(t) + D_M(x(t) - \bar{x}_M(t - \bar{h})) + Bu_1(t - (M-1)\bar{h}),$$

который обобщает результат [12] на случай наличия возмущений, где $\bar{x}_i(t) \in R^n$, матрицы D_i и число M задаются разработчиком, $\bar{h} = \frac{h}{M}$. Систему (2) будем называть субпредиктором регулируемой величины поскольку каждое уравнение системы (2) обеспечивает прогноз регулируемой величины на время запаздывания $\frac{h}{M}$.

С учетом субпредиктора регулируемой величины, зададим закон управления u_1 в виде

$$u_1(t) = -K\bar{x}_1(t),$$

где K – матрица, которая задается разработчиком исходя из устойчивости замкнутой системы.

Однако $f \neq 0$ по условию задачи. Поэтому далее синтезируем алгоритм компенсации возмущений u_2 с целью уменьшения влияния возмущения f . Для получения информации о возмущении введем вспомогательный контур

$$\dot{e}_a(t) = Ae_a(t) - D_M e_a(t - \bar{h}) + Bu_2(t - h),$$

где $e_a(t) \in R^n$. Зададим оценку возмущения в виде

$$\hat{f}(t) = B^+ \left(\hat{\xi}(t) - A\xi(t) + D_M \xi(t - \bar{h}) \right),$$

где сигнал $\hat{\xi}(t)$ получен с помощью алгоритма $\dot{\hat{\xi}}(t) = \frac{p}{\mu p + 1} \xi(t)$, $\mu > 0$ – достаточно малое число, $p = d/dt$ – оператор дифференцирования, $\xi(t) = e_M(t) - e_a(t)$, $e_M(t) = x(t) - \bar{x}_M(t - \bar{h})$.

Зададим субпредиктор возмущений в зависимости от соотношения N и r в виде

$$\begin{aligned} & \text{при } N < r + 2 \\ \tilde{f}(t + \hat{h}) &= \sum_{j=1}^{r+1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \hat{f}(t - \hat{h}(j-1)), \\ & \vdots \\ \tilde{f}(t + l\hat{h}) &= \sum_{j=1}^{l-1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \tilde{f}(t - \hat{h}(j-l)) + \sum_{j=l}^{r+1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \hat{f}(t - \hat{h}(j-l)), \quad l = 2, \dots, N, \end{aligned}$$

при $N \geq r + 2$:

$$\begin{aligned} \tilde{f}(t + \hat{h}) &= \sum_{j=1}^{r+1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \hat{f}(t - \hat{h}(j-1)), \\ & \vdots \end{aligned} \quad (3)$$

$$\tilde{f}(t + l\hat{h}) = \sum_{j=1}^{l-1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \tilde{f}(t - \hat{h}(j-l)) + \sum_{j=l}^{r+1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \hat{f}(t - \hat{h}(j-l)), \quad l = 2, \dots, r+1,$$

$$\tilde{f}(t + k\hat{h}) = \sum_{j=l}^{r+1} (-1)^{j-1} C_{r+1}^j \hat{f}(t - \hat{h}(j-k)), \quad k = r+2, \dots, N.$$

Из (3) следует, что время прогноза возмущения составляет $\hat{h}r = \frac{hr}{N}$. То есть по сравнению с [12] алгоритм (3) позволяют уменьшить время прогноза возмущения в N раз.

Сформируем закон частичной компенсации возмущения в виде

$$u_2(t) = -\tilde{f}(t + h).$$

В результате сформирована система управления объектами с запаздыванием в регулируемом сигнале с возможностью компенсации больших по амплитуде возмущений. Структурная схема системы управления изображена на рисунке. Более подробные выводы, утверждения, доказательства и численные исследования можно найти в [16-18].

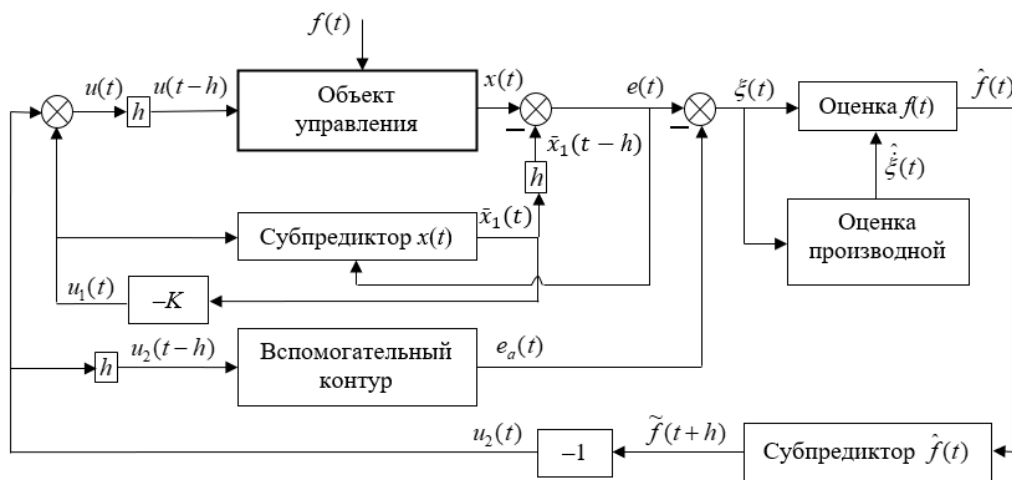


Рис. Структурная схема системы управления.

Заключение. Предложены субпредикторы возмущений и регулируемой переменной для управления линейными объектами с запаздывающим входным сигналом при наличии внешних возмущений. Полученные субпредикторы позволили уменьшить время оценки возмущений, по сравнению с [12], и исследовать объекты с большим временем запаздывания, по сравнению с [12, 13]. Использование принципа компенсации возмущений позволило существенно уменьшить влияние возмущений на качество переходных процессов по сравнению с методами подавления возмущений [6, 7]. Достаточные условия устойчивости замкнутой системы в виде разрешимости линейных матричных неравенств и моделирование разработанных алгоритмов приведены в [16-18].

Работа проводилась при поддержке гранта РФФИ 20-08-00610 и при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (соглашение № 075-15-2021-573).

ЛИТЕРАТУРА

1. **Warwick K., Rees D.** Industrial Digital Control Systems. IET, 1988.
2. **Степанов О.А.** Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Часть 1. Введение в теорию оценивания. СПб.: ГНЦ РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электрон», 2017. 509 с.
3. **Степанов О.А.** Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Часть 2. Введение в теорию фильтрации. СПб.: ГНЦ РФ АО «Концерн «ЦНИИ «Электрон», 2017. 428 с.
4. **Smith J.M.** Closer control of loops with dead time. Chem. Eng. Prog. 1959. No. 53. P. 2217–219.
5. **Manitius A.Z., Olbrot A.W.** Finite spectrum assignment problem for systems with delays // IEEE Trans. Autom. Control. 1979. Vol. AC-24. № 4. P. 541–553.
6. **Kristic M.** Delay compensation for nonlinear, adaptive, and PDE systems. Birkhauser, 2009.

7. **Mazenc F., Niculescu S.-I., Kristic M.** Lyapunov-Krasovskii functionals and application to input delay compensation for linear time-invariant systems // *Automatica*. 2012. Vol. 48. P. 1317–1323.
8. **Van Assche V., Dambrine M., Lafay J.F., Richard J.P.** Some problems arising in the implementation of distributed-delay control laws // *Proc. 38th IEEE Conf. on Decision and Control*, Phoenix, 1999.
9. **Engelborghs K., Dambrine M., Rose D.** Limitations of a class of stabilization methods for delay systems // *IEEE Trans. Autom. Control*. 2001. Vol. AC-46. № 2. P. 336–339.
10. **Mondi'e S., Dambrine M., Santos O.** Approximation of control laws with distributed delays: a necessary condition for stability // *Kybernetika*. 2002. Vol. 38. № 5. P. 541–551.
11. **Mondi'e S., Michiels W.** Finite Spectrum Assignment of Unstable Time-Delay Systems With a Safe Implementation // *IEEE Trans. Autom. Control*. 2003. Vol. 48. № 12. P. 2207–2212.
12. **Furtat I., Fridman E., Fradkov A.** Disturbance Compensation With Finite Spectrum Assignment for Plants With Input Delay // *IEEE Trans. Autom. Control*. 2018. Vol. 63. № 1. P. 298–305.
13. **Pyrkin A.A., Smyshlyaev A., Bekiaris-Liberis N., Krstic M.** Rejection of sinusoidal disturbance of unknown frequency for linear system with input delay // *Proc. Amer. Control Conf.*, Baltimore, 2010, pp. 5688–5693.
14. **Dugard L., Verriet E.** *Stability and Control of Time-delay Systems*, London: Springer, 1997.
15. **Najafi M., Hosseinnia S., Sheikholeslam F., Karimadini M.** Closed-loop control of dead time systems via sequential sub-predictors // *International Journal of Control*. 2013. Vol. 86. № 4. P. 599–609.
16. **Фуртат И.Б., Гушчин П.А.** Алгоритм управления объектами с запаздывающим входным сигналом на базе субпредикторов регулируемой величины и возмущения // *Автоматика и телемеханика*. 2019. № 2. С. 3–23.
17. **Furtat I., Gushchin P.** Tracking control algorithms for plants with input time-delays based on state and disturbance predictors and sub-predictors // *Journal of the Franklin Institute*. 2019. Vol. 356. P. 4496–4512.
18. **Фуртат И.Б., Гушчин П.А.** Методы анализа и синтеза линейных и нелинейных систем управления при наличии возмущений и запаздывания. Институт компьютерных исследований, 2021. 194 с.

I.B. Furtat (IPME RAS, St. Petersburg)

Design of sub-predictors of disturbances and state for system control with input time-delay

An algorithm for control of linear systems with time-delay input signal in the presence of external bounded disturbances is proposed. For the synthesis of the algorithm, a sub-predictor of the state and disturbances are used. The use of these sub-predictors allows one to control of systems with a large value of delay and reduce the time of disturbance prediction compared to well-known control schemes. Sub-predictors are built based on known predictors using a multi-step prediction procedure. Sufficient conditions for the stability of a closed-loop system are obtained in the form of the solvability of a linear matrix inequality.

А.И. МАТАСОВ (Механико-математический факультет МГУ им. М.В. Ломоносова, Москва)

МЕТОДЫ ВЫПУКЛОГО АНАЛИЗА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ОЦЕНИВАНИЯ

Задачи гарантирующего оценивания (в априорной постановке) сводятся к негладким выпуклым вариационным задачам. На примере задачи калибровки блока ньютонометров обсуждаются соответствующие ей выпуклые вариационные задачи и методы их решения.

Введение. Для решения многих задач оценивания естественно применять гарантирующий подход. Этот подход к оцениванию в так называемой априорной постановке впервые был сформулирован в работах М.Л. Лидова и Н.Н. Красовского [1-4]. В дальнейшем он был развит в связи с решением задач космической баллистики [5, 6]. Применение гарантирующего подхода приводит к необходимости решать вариационные задачи с негладкими функционалами. Для этого можно с успехом применять теорию двойственности выпуклых вариационных задач [7-9].

Гарантирующий подход. Поясним суть подхода на простом примере (см. также [10, 11]). Пусть имеются косвенные измерения неизвестного параметра $q \in \mathbb{R}^m$

$$z(t) = H^T(t)q + \rho(t), \quad |\rho(t)| \leq \sigma, \quad t \in [0, T], \quad H(t) \in \mathbb{R}^m, \quad z(t), \rho(t) \in \mathbb{R}^1.$$

Требуется оценить скалярную величину $l = a^T q$ для заданного вектора $a \in \mathbb{R}^m$. Например, если $a = (1, 0, \dots, 0)^T$, то нужно оценить первую компоненту q . Рассмотрим линейные оценители для $l = a^T q$ вида

$$\tilde{l} = \int_0^T \Phi(t) z(t) dt, \quad \Phi(t) = \Phi_0(t) + \sum_{k=1}^M \Phi^{(k)} \delta(t - t^{(k)}),$$

где $\Phi_0(t)$ – некоторая весовая функция, а $\Phi^{(k)}$ и $t^{(k)}$, $k = 1, \dots, M$ – некоторые числа и моменты времени, а $\delta(t)$ – дельта-функция Дирака.

Будем искать весовую функцию $\Phi(t)$, минимизирующую гарантированную ошибку оценки, то есть – из решения следующей минимаксной задачи:

$$\inf_{\Phi} \sup_{q \in \mathbb{R}^m, |\rho(t)| \leq \sigma} |\tilde{l} - l|.$$

Такая задача называется задачей оптимального гарантирующего оценивания.

Замечание. Отметим, что здесь (в априорной постановке) максимум берется по множеству всех возможных значений искомых параметров и помех; тогда реализации $z(t)$ содержат все возможные траектории. При апостериорной постановке [12, 13] измерение $z(t)$ фиксировано; это одна конкретная реализация. В этом случае множество значений искомых параметров и помех, совместимых с этой одной реализацией $z(t)$, "уже" соответствующего априорного множества. При использовании другого эффективного метода оценивания – метода инвариантных эллипсоидов [14, 15] – строится конструктивно вычисляемое множество, которое гарантированно (возможно, асимптотически) содержит вектор оцениваемых параметров; такое описание является консервативным.

Для применимости гарантирующего подхода к прикладным задачам должна быть уверенность, что помеха измерений адекватно описывается моделью $|\rho(t)| \leq \sigma$, то есть "спектр" помехи не определен. Такая ситуация возникает, например, в задачах стендовой калибровки, когда после естественного осреднения измерений остаточная помеха уже не имеет внятного спектра. Традиционная модель белого шума, часто используемая при формализации задач калибровки, после осреднения является весьма умозрительной.

Можно показать, что задача оптимального гарантирующего оценивания сводится к следующей проблеме моментов (прямой задаче)

$$\inf_{\Phi} \sigma \int_0^T |\Phi(t)| dt \quad \text{при ограничении} \quad \int_0^T H(t)\Phi(t) dt = a.$$

Решение проблемы моментов как правило состоит из суммы m импульсов (дельта-функций), а $\Phi_0(t)$ оказывается равной нулю. Если рассматривать только обычные функции $\Phi_0(t)$, а импульсной составляющей пренебречь, то нижняя грань не достигается. Импульсное решение проблемы моментов означает, что из всех измерений нужно взять только m наиболее информативных измерений. Таким образом, одновременно с решением задачи оценивания заодно решается и задача выбора оптимального плана измерений. (В апостериорной постановке оптимальная оценка зависит от всех измерений. При этом она чувствительна к уровню шума σ в отличие от априорной постановки, в которой σ входит множителем перед функционалом и следовательно не влияет на решение.)

Интересно также отметить, что привлечение нелинейных оценивателей не улучшает точность оценивания [9, 16-20].

Проблема моментов может быть численно решена сведением ее к задаче линейного программирования. Однако часто желательно решить ее аналитически. Тогда наряду с исходной (прямой) негладкой задачей крайне полезно анализировать и так называемую двойственную задачу и использовать для их совместного анализа аппарат теории выпуклых вариационных задач. В указанном простом случае двойственная задача определяется следующими соотношениями:

$$\sup_{\lambda \in \mathbb{R}^m} a^T \lambda \quad \text{при условии} \quad |H^T(t)\lambda| \leq \sigma, \quad t \in [0, T].$$

Задача калибровки блока ньютонометров. Оказалось, что гарантирующий подход при небольшой модификации является очень удобным инструментом для формализации и задачи калибровки блока ньютонометров [21-25]. На этом примере обсуждаются соответствующие негладкие вариационные задачи и методы их решения. Пусть модель показаний блока ньютонометров имеет вид

$$z(n) = (\Gamma + \hat{\alpha}(n))n + \varepsilon + \varrho(n), \quad n \in S \quad (S - \text{единичная сфера}) \quad (1)$$

при условиях

$$|\alpha_i(n)| \leq \mu, \quad |\varrho_i(n)| \leq \sigma, \quad i = 1, 2, 3, \quad (2)$$

где n – единичный вектор, описывающий ориентацию ускорения силы тяжести относительно приборного трехгранника, и доступный, например, из измерений углов поворота стенда; $z(n) = g^{-1}f'(n) - n \in \mathbb{R}^3$; $f'(n) \in \mathbb{R}^3$ – показания блока ньютонометров; g – ускорения силы тяжести; $\Gamma \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ – матрица погрешностей блока (диагональные элементы которой описывают ошибки масштабных коэффициентов, а внедиагональные – несоосность осей чувствительности блока с осями приборного трехгранника); $\alpha(n) \in \mathbb{R}^3$ – вектор малого поворота, характеризующий неточность в знании ориентации ускорения силы тяжести относительно приборного трехгранника (из-за погрешностей стенда), а $\hat{\alpha}(n)$ – соответствующая кососимметрическая матрица; $\varepsilon \in \mathbb{R}^3$ – систематические смещения показаний блока; $\varrho(n) \in \mathbb{R}^3$ – флуктуационная составляющая ошибок измерений (в отличие от иллюстрирующего простейшего примера выше, в задаче калибровки ошибки измерений трехмерны); μ и σ – заданные числа, характеризующие уровень помех.

Определение элементов Γ и ε (аналога вектора q в простейшем примере) составляет цель калибровки. Для этого блок ньютонометров устанавливают в различные угловые положения относительно силы тяжести, составляя систему уравнений для нахождения указанных ошибок. Главная проблема состоит в определении набора этих угловых положений; количество таких положений желательно сократить. Задача калибровки принимает вид задачи

оценивания, в которой по континууму всех измерений $z(n)$ на единичной сфере, определяемых уравнением (1), требуется найти Γ и ε на фоне помех $\alpha(n)$ и $\varrho(n)$, ограниченных условиями (2). Вектор n является аналогом времени t в указанном выше простейшем случае.

Выпуклые вариационные задачи. Соответствующая измерениям (1), (2) задача оптимального гарантирующего оценивания сводится к следующей негладкой вариационной задаче.

Задача P .

$$\inf_{\Phi, \Psi} \sigma \int \sum_{i=1}^3 |\Phi_i(n)| dS + \mu \int \sum_{i=1}^3 |\Psi_i(n)| dS$$

при условиях

$$\int \begin{pmatrix} n \otimes \Phi(n) \\ \Phi(n) \end{pmatrix} dS = a, \quad \Psi(n) = \hat{n} \Phi(n).$$

Здесь $\Phi(n) = (\Phi_1(n), \Phi_2(n), \Phi_3(n))^T \in \mathbb{R}^3$ – искомые весовые функции соответствующего оценщика $\tilde{l} = \int \Phi^T(n) z(n) dS$, $\Psi(n) = (\Psi_1(n), \Psi_2(n), \Psi_3(n))^T \in \mathbb{R}^3$ – вспомогательные функции, интегрирование берется по поверхности единичной сферы S , а $\otimes$ означает кронекеровское произведение.

Одним из упрощенных (но эффективных) методов калибровки является метод скаляризации [22, 26-28]. Он состоит в том, что вместо трехмерных измерений (1) рассматривается одномерное измерение

$$\bar{z}(n) = n^T z(n) = n^T (\Gamma + \hat{\alpha}(n)) n + n^T \varepsilon + n^T \varrho(n) = n^T \Gamma n + n^T \varepsilon + n^T \varrho(n), \quad n \in S.$$

При этом волевым образом устраняется помеха $\alpha(n)$, так как, очевидно, $n^T \hat{\alpha}(n) n = 0$. Это эквивалентно введению дополнительного ограничения на оценщика $\Phi(n)$:

$$\Phi(n) = n \chi(n), \quad \chi(n): S \rightarrow \mathbb{R}^1, \quad \chi(n) = \chi_0(n) + \sum_{k=1}^M \chi^{(k)} \delta(n - n^{(k)}),$$

где $\chi_0(n)$ – скалярная интегрируемая на S функция, а $\chi^{(k)}$ – числа, подлежащие нахождению.

Тогда задача P сводится к более простой вариационной задаче относительно скалярной функции $\chi(n)$.

Задача Q .

$$\inf_{\chi} \sigma \int (|n_1| + |n_2| + |n_3|) |\chi(n)| dS$$

при условии

$$\int \begin{pmatrix} n \otimes n \chi(n) \\ \chi(n) \end{pmatrix} dS = a.$$

Для решения задач P и Q применяется теория двойственности выпуклых вариационных задач. Логика нахождения решения такова. Строятся предполагаемые решения прямой и двойственной задачи. Если значения соответствующих функционалов равны, то они и есть решения. Полученные весовые функции оценщика $\Phi_i(n)$ имеют импульсный характер с малым числом импульсов. Точки расположения этих импульсов в совокупности определяют оптимальный план угловых положений стенда при калибровке.

Оказывается, что при $\mu > (\sqrt{2} - 1)\sigma$ оптимальный план содержит 18 ориентаций (угловых положений блока), а при $\mu \leq (\sqrt{2} - 1)\sigma$ оптимальный план содержит 6 ориентаций. Более того, метод скаляризации, который на первый взгляд существенно сокращает объем исходной информации, при $\mu > (\sqrt{2} - 1)\sigma$ не приводит к ухудшению точности оценивания. Таким образом, анализ решений задач P и Q позволяет обосновать план калибровки и определить границы применимости метода скаляризации.

Заключение. Построение негладких вариационных задач для решения задач оценивания и их исследование методами выпуклого анализа позволяет полностью решить задачу калибровки блока ньютонометров. Это относится и ко многим другим прикладным задачам оценивания, например, к задаче калибровки блока гироскопов.

Автор благодарит О.А. Степанова за полезные замечания.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Лидов М.Л.** К априорным оценкам точности определения параметров по методу наименьших квадратов // Космические исследования. 1964. Т. 2. № 5. С. 713–715.
2. **Красовский Н.Н.** К теории управляемости и наблюдаемости линейных динамических систем // Прикладная математика и механика. 1964. Т. 28. № 1. С. 3–14.
3. **Красовский Н.Н.** Теория управления движением. М.: Наука, 1968.
4. **Лидов М.Л.** Минимаксные методы оценивания. М.: Препринт № 71. Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН. 2010.
5. **Бахшиян Б.Ц., Назиров Р.Р., Эльясберг П.Е.** Определение и коррекция движения. М.: Наука, 1980.
6. **Белоусов Л.Ю.** Оценивание параметров движения космических аппаратов. М.: Физматлит, 2002.
7. **Экланд И., Темам Р.** Выпуклый анализ и вариационные проблемы. М.: Мир, 1979.
8. **Алексеев В.М., Тихомиров В.М., Фомин С.В.** Оптимальное управление. М.: Физматлит, 2007.
9. **Магарил-Ильяев Г.Г., Тихомиров В.М.** Выпуклый анализ и его приложения. М.: Книжный дом "Либроком", 2011.
10. **Матасов А.И.** Метод гарантирующего оценивания. М.: Изд-во МГУ, 2009.
11. **Matasov A.I.** Estimators for Uncertain Dynamic Systems. Dordrecht–Boston–London: Kluwer Academic Publishers, 1998.
12. **Куржанский А.Б.** Управление и оценивание в условиях неопределенности. М.: Наука, 1977.
13. **Ширяев В.И.** Алгоритмы гарантированного оценивания и их реализация в реальном времени. / Сб. 15-й мультikonференции по проблемам управления. Сборник материалов. Санкт-Петербург, ГНЦ РФ "ЦНИИ Электроприбор", 2022.
14. **Поляк Б.Т., Хлебников М.В., Щербаков П.С.** Управление линейными системами при внешних возмущениях. Техника линейных матричных неравенств. М.: ЛЕНАНД, 2014.
15. **Хлебников М.В.** Разреженная фильтрация при внешних возмущениях. / Сб. 15-й мультikonференции по проблемам управления. Сборник материалов. Санкт-Петербург, ГНЦ РФ "ЦНИИ Электроприбор", 2022.
16. **Смоляк С.А.** Об оптимальном восстановлении функций и функционалов от них // дисс. ... канд. физ.-мат. наук. М.: Механико-мат. факультет МГУ, 1965.
17. **Марчук А.Г., Осипенко Л.Ю.** Наилучшее приближение функций, заданных с погрешностью в конечном числе точек // Математические заметки. 1975. Т. 17. № 3. С. 359–368.
18. **Milanese M., Tempo R.** Optimal algorithms theory for robust estimation and prediction // IEEE Transact. Autom. Control. 1985. AC-30. No. 8. P. 730–743.
19. **Матасов А.И.** Об оптимальности линейных алгоритмов гарантированного оценивания, I, II // Космические исследования. 1988. Т. 26. № 5–6. С. 643–653, 807–812.
20. **Матасов А.И.** Оптимальность линейных алгоритмов в "задаче о наихудшей корреляции" // Вестн. МГУ. Сер. 1. Математика. Механика. 1989. № 1. С. 61–64.
21. **Бобрик Г.И., Матасов А.И.** Оптимальное гарантирующее оценивание параметров блока акселерометров // Известия РАН. Механика твердого тела. 1993. № 5. С. 8–14.
22. **Акимов П.А., Деревянкин А.В., Матасов А.И.** Гарантирующее оценивание и l_1 -аппроксимация в задачах оценивания параметров БИНС при стендовых испытаниях. М.: Изд-во МГУ, 2012.
23. **Матасов А.И.** Негладкие вариационные проблемы в задаче калибровки блока ньютонометров // Доклады РАН. 2019. Т. 487. № 1. С. 15–19.
24. **Матасов А.И.** Вариационные задачи для калибровки блока ньютонометров // Автоматика и телемеханика. 2019. № 12. С. 59–79.
25. **Голован А.А., Матасов А.И., Тарыгин И.Е.** Калибровка блока ньютонометров с асимметричными моделями показаний чувствительных элементов // Известия РАН. Теория и системы управления. 2022. № 2. С. 107–119.
26. **Браславский Д.А., Поликовский Е.Ф., Якубович А.М.** Метод калибровки трехосного блока акселерометров // Заявка на изобретение № 2422425/23 с приоритетом от 24 ноября 1976 г.

27. **Матасов А.И.** Некоторые задачи идентификации параметров в инерциальной навигации: дисс. ... канд. физ.-мат. наук. М.: Механико-математический факультет МГУ, 1982.
28. **Измайлов Е.А., Лепе С.Н., Молчанов А.В., Поликовский Е.Ф.** Скалярный способ калибровки и балансировки бесплатформенных инерциальных навигационных систем / Сб. Юбилейная XV Санкт-Петербургская международная конференция по интегрированным навигационным системам. Сборник материалов. Санкт-Петербург, ГНЦ РФ "ЦНИИ Электроприбор", 2008. С. 145–154.

A.I. Matasov (Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov MSU, Moscow)

Methods of convex analysis for solving estimation problems

The guaranteeing estimation problems (in the a priori setting) reduce to nonsmooth convex variational problems. Using the accelerometer unit calibration problem as an example, we discuss the corresponding convex variational problems and the methods for their solution.

В. И. ШИРЯЕВ, Д. В. ХАДАНОВИЧ, Е.О. ПОДИВИЛОВА, Д. О. ПРОХОРОВА
(Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет),
г. Челябинск)

АЛГОРИТМЫ ГАРАНТИРОВАННОГО ОЦЕНИВАНИЯ И ИХ РЕАЛИЗАЦИЯ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

Рассматривается задача гарантированного оценивания вектора состояния, возмущений и ошибок измерений, когда информация о начальном состоянии, возмущениях и помехах известна лишь в виде выпуклых многогранников. Оценка для неизвестных величин получается в виде информационного множества, заданного неявно системой линейных уравнений и неравенств. Предлагается подход, снижающий вычислительные затраты для реализации в реальном времени, и алгоритм адаптации для случая, когда реализующиеся значения возмущений и помех отличаются от априорно заданных.

Введение. При построении систем управления динамическими объектами решаются задачи оценивания и задачи синтеза управления. В условиях неопределенности наиболее конструктивные методы решения задач оценивания и управления получены в рамках стохастических алгоритмов, основанных на классическом допущении о вероятностной природе возмущений и помех [1–4]. Наряду с этим актуальными являются задачи оценивания и управления, рассматриваемые в рамках гарантированного подхода в случае полного или частичного отсутствия информации о статистических характеристиках возмущений и помех [5, 6–21].

Основные соотношения гарантированного оценивания [6–11, 20] весьма трудоемки для реализации в реальном времени, что наряду с излишним пессимизмом гарантированных оценок [5, 13, 22] сдерживает применение алгоритмов гарантированного оценивания. С другой стороны, при «поведении» возмущений и помех в соответствии с априорными данными, заданными в виде множеств, информационные множества [19] могут стягиваться в точку, т.е., несмотря на «большие» помехи в каналах измерения, точность оценивания и управления может быть высокой. И наоборот, если априорно заданное множество возмущений и помех слишком грубо задают апостериори реализующиеся процессы, то информационное множество не зависит от результатов измерений [14]. Таким образом, большие вычислительные затраты и излишний пессимизм, «нечувствительность» информационного множества и оценок к измерениям существенно препятствуют применению алгоритмов гарантированного оценивания. В работе предлагается подход, исключающий самую трудоемкую операцию – построение суммы множеств в смысле Минковского [6–11] и адаптацию алгоритма, путем построения оценок возмущений и помех тогда, когда это возможно.

Постановка задачи. Рассмотрим линейную динамическую систему, описываемую линейными разностными уравнениями вида

$$x_{k+1} = Ax_k + \Gamma w_k, \quad y_{k+1} = Gx_{k+1} + Hv_{k+1}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \quad (1)$$

где $x_k \in R^n$, $w_k \in R^l$, $y_k \in R^m$, $v_k \in R^p$ – векторы состояния системы, возмущения, измерения и помех измерений соответственно. Матрицы A, Γ, G и H считаются известными, а система наблюдаема.

При гарантированном или минимаксном подходе к решению задачи оценивания в условиях неопределенности априорная информация о начальном состоянии системы x_0 , возмущениях w_k и ошибках измерений v_k задается в виде выпуклых многогранников [11, 15, 16, 19, 22], из которых они могут принимать любые значения:

$$x_0 \in X_0 = \{x_0 \mid A_x x_0 \leq b_x\}, \quad w_k \in W = \{w_k \mid A_w w_k \leq b_w\}, \quad v_k \in V = \{v_k \mid A_v v_k \leq b_v\}. \quad (2)$$

Необходимо получить оценку вектора состояния в виде информационного множества $x_k \in \bar{X}_k$, $k = \overline{1, N}$ [6–11, 15–17]:

$$\bar{X}_{k+1} = \bar{X}_{k+1/k} \cap X[y_{k+1}], \quad X_{k+1/k} = A\bar{X}_k + \Gamma W, \quad X[y_{k+1}] = \{x \mid Gx + v = y_{k+1} \forall v \in V\}, \quad (3)$$

где $X_{k+1/k}$ – множество прогнозов, $X[y_{k+1}]$ – множество совместное с измерениями.

Однако построение информационных множеств $\bar{X}_{k+1}$ – вычислительно сложная задача [10, 11, 13, 20]. При увеличении размерности вектора состояния возникают проблемы в реализации операции суммы множеств в реальном времени, и вместо точного построения информационного множества применяют его различные аппроксимации геометрическими фигурами заданной формы [8, 18, 20, 21], хотя при этом и происходит потеря точности.

Решение задачи. Возможна реализация алгоритма построения аппроксимации информационных множеств, когда множества возможных значений возмущений, помех и начального состояния являются многогранниками, заданными системами линейных неравенств (2). Пусть по результатам измерения y_k решена задача оценивания и построено информационное множество $\bar{X}_k$, заданное системой линейных неравенств, полученных из (1), (2) [16, 19, 22]. Тогда задача оценивания для следующего $k+1$ момента времени может быть сведена к решению следующей системы:

$$x_{k+1} - Ax_k - \Gamma w_k = 0, \quad Gx_{k+1} + Hv_{k+1} = y_{k+1}, \quad x_k \in \bar{X}_k, \quad w_k \in W, \quad v_{k+1} \in V. \quad (4)$$

На основе системы (3) строится явное представление аппроксимирующего информационного множества $\bar{X}_{k+1}$ многогранника X_{k+1} в виде системы линейных неравенств относительно вектора состояния x_{k+1} , т.е. $\bar{X}_k \subseteq X_k = \{x \mid A_{x_k} x \leq b_{x_k}\}$. Аналогично можно получить из (3) оценки для множеств $\bar{W}_k \subset W, \bar{V}_k \subset V$ [19, 22]. Задачи построения оценок в виде множеств сводятся к задачам линейного программирования. Построение множественных оценок может осуществляться для последовательности измерений. Отметим, что в (4) отсутствует операция построения в смысле суммы Минковского.

Если для возмущений w_k допустимо разложение $w_k = \sum_{i=1}^{n_1} \alpha_i \varphi_{ik}$, где φ_{ik} – заданная система функций, а α_i – постоянные, но неизвестные коэффициенты. Тогда, расширяя $\tilde{x}_k = (x_k, \alpha_1, \dots, \alpha_{n_1})'$ вектор состояния x_k , приходим к модели процесса (1) вида $\tilde{x}_{k+1} = \tilde{A}\tilde{x}_k, k = 0, 1, \dots$. Это исключает из выражения (3) для множества прогнозов $\tilde{X}_{k+1/k} = \tilde{A}\tilde{X}_k$ операцию построения суммы множеств в смысле суммы Минковского. К тому же в результате решения задачи оценивания находим оценки коэффициентов α_i и φ_{ik} и возмущений w_k .

Перспективным представляется и применение полиномиального подхода к аппроксимации траекторий движения [3, 23] и в решении задачи гарантированного оценивания. В этом случае модель движения и измерения имеют вид

$$x_{k+1} = x_k, \quad y_{k+1} = G_{k+1}x_{k+1} + v_{k+1}, \quad k = 0, 1, \dots, \quad (5)$$

а уравнение фильтра (3) принимают вид $\bar{X}_{k+1} = \bar{X}_k \cap X[y_{k+1}]$, $k = 0, 1, \dots$

Адаптация в реальном времени по возмущениям w_k и ошибкам v_k для модели (1) сводится к нахождению оценок $\bar{W}, \bar{V}$ из множество-множественных отображений $\bar{X}_{k+1} = A\bar{X}_k + \Gamma\bar{W}$, $\bar{X}_{k+1} = \{x \mid Gx + v = y_{k+1} \forall v \in \bar{V}\}$.

Обсуждения. Эффективность предлагаемых алгоритмов оценивания продемонстрирована в задаче обработки измерительной информации с датчиков. Также представлена реализация алгоритма оценивания, который использует разложение вектора возмущений и исключает операцию построения суммы множеств.

Заключение. Рассмотрены алгоритмы гарантированного оценивания вектора состояния, возмущений и ошибок измерений. Задачи оценивания сводятся к задачам линейного программирования. Предложены подходы, которые снижают вычислительные затраты исключения построения суммы Минковского: строятся модели возмущений и используются полиномиальные модели процессов. Множественные оценки возмущений и помех, когда их реализация отличается от априорно заданной, позволяют построить алгоритм адаптации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Kalman, R.E., A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering, 1960, no. 82, pp. 35–45.
2. Фомин В.Н. Рекуррентное оценивание и адаптивная фильтрация. М.: Наука, 1984.

3. Степанов О.А., Литвиенко Ю.А., Васильев В.А., Торопов А.Б., Басин М.В. Алгоритм полиномиальной фильтрации в задачах обработки навигационной информации при квадратичных нелинейностях в уравнениях динамики и измерений. Ч.I. Описание и сопоставление с алгоритмами калмановского типа // Гирскопия и Навигация. 2021. Т. 29. №3(114). С. 3–33.
4. Богуславский И.А. Аппроксимация задачи нелинейной фильтрации последовательностью линейных задач; мера робастности фильтрации // Изв. РАН. Техническая кибернетика. 1994. № 1. С. 85–99.
5. Малышев В.В., Кибзун А.И. Анализ и синтез высокоточного управления летательными аппаратами. М.: Машиностроение, 1987.
6. Schweppe, F.C., Recursive state estimation: Unknown but bounded errors and system inputs, IEEE Transactions on Automatic Control, 1968, vol. 13, no. 1, pp. 22–28.
7. Bertsecas, D.P., Rhodes I.B. Recursive state estimation for a set-membership description of uncertainty, IEEE Transactions on Automatic Control, 1971, vol. 16, no. 2, pp. 117–128.
8. Куржанский А.Б. Управление и наблюдение в условиях неопределенности. М.: ФИЗМАТЛИТ, 1977.
9. Кац И.Я., Куржанский А.Б. Минимаксная многошаговая фильтрация в статистически неопределенных ситуациях. Автоматика и телемеханика. 1978. № 11. С. 79–87.
10. Кейн В.М. Оптимизация систем управления по минимаксному критерию. М: Наука, 1985.
11. Кунцевич В.М. Управление в условиях неопределенности: гарантированные результаты в задачах управления и идентификации. Киев: Наукова думка, 2006.
12. Акимов П.А., Матасов А.И., Деревянкин А.В. Гарантирующий подход и I_1 -аппроксимация в задачах оценивания параметров БИНС при стендовых испытаниях. М.: Изд-во Московского университета, 2012.
13. Поляк Б.Т., Топунов М.В. Фильтрация при неслучайных возмущениях: метод инвариантных эллипсоидов // Доклады АН. 2008. Том 418. № 6. С. 749–753.
14. Калман Р.Е. Идентификация систем с шумами // Успехи математических наук. 1985. Т. 40. № 4(244). С. 27–41.
15. Ширяев В.И. Синтез управления линейными системами при неполной информации // Изв. РАН. Техническая кибернетика. 1994. № 3. С. 229–237.
16. Ширяев В.И. Алгоритмы управления динамическими системами в условиях неопределённости // Мехатроника. 2001. № 8. С. 2–5.
17. Шалыгин А.С., Лысенко Л.Н., Толпегин О.А. Методы моделирования ситуационного управления движением беспилотных летательных аппаратов. М.: Машиностроение, 2012.
18. Бакан Г.М. Фильтрация в условиях не статистически заданной неопределенности // Автоматика. 1980. № 2. С. 13–21.
19. Ширяев В.И., Подивилова Е.О. Аппроксимация информационных множеств в задаче гарантированного оценивания состояния динамических систем в условиях неопределенности // Мехатроника, автоматизация, управление. 2014. № 7. С. 10–16.
20. Черноусько Ф.Л. Оценивание фазового состояния динамических систем. М.: Наука, 1988.
21. Le, V.T.H., Stoica, C., Alamo, T., Camacho, E.F., Dumur, D., Zonotopes from Guaranteed State-estimation to Control, ISTE Ltd., 2013, 150 p.
22. Ширяев В.И., Ильин Е.Д. О гарантированном оценивании возмущений в линейных динамических системах // Мехатроника, автоматизация, управление. 2014. № 9. С. 12–16.
23. Зубов Н.Е., Микрин Е.А., Рябченко В.Н. Матричные методы в теории и практике автоматического управления летательных аппаратов. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2016.
24. Хаданович Д.В., Ширяев В.И. Минимаксно-статистический подход к синтезу адаптивного фильтра // Труды ФГУП «НПЦАП». Системы и приборы управления. 2021. № 2. С. 19–33.

V.I. Shiryayev, E.O. Podivilova, D.V. Khadanovich, D.O. Prokhorova (Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education “South Ural State University (national research university)”, Chelyabinsk)

Guaranteed estimation algorithms and their realization in real time

The guaranteed estimation problem of the state vector, disturbances and measurement errors, when information about the initial state, disturbances and noises is known only in the form of convex polyhedra. An estimate for unknown quantities is obtained in the form of the feasible set (information set) implicitly given by a system of linear equations and inequalities. An approach that reduces calculation costs for realization in real time and an adaptation algorithm for the case when realized values of perturbations and disturbances differ from a priori set behavior are proposed.

Д. В. БАЛАНДИН
(ННГУ им. Н.И. Лобачевского, г. Нижний Новгород)

Р. С. БИРЮКОВ, М. М. КОГАН
(ННГАСУ, г. Нижний Новгород)

О СВЯЗИ ДЕТЕРМИНИСТСКОЙ И СТОХАСТИЧЕСКОЙ ПАРАДИГМ В ОЦЕНИВАНИИ И ФИЛЬТРАЦИИ

Сформулированы условия, при которых оптимальные решения в задачах оценивания и фильтрации в детерминистской и стохастической постановках совпадают. Одним из следствий такой взаимосвязи является тот факт, что фильтр Калмана обеспечивает минимальное значение максимальной ошибки оценки при всех детерминированных начальных условиях, возмущениях и помехах, удовлетворяющих эллипсоидальному ограничению.

Введение. Существуют две основные концепции в теории управления при наличии неопределенности: стохастическая, когда неопределенные факторы типа начальных условий, возмущений и другие предполагаются случайными и при этом наделяются некоторыми вероятностными характеристиками, такими, например, как математическое ожидание и ковариация, и детерминистская, когда неопределенные факторы предполагаются детерминированными и удовлетворяющими некоторым ограничениям или, другими словами, принимают значения в некоторых множествах, характеристики которых также задаются. В первом случае цель, как правило, состоит в оптимизации системы в вероятностном смысле, например в минимизации дисперсии отклонения целевого выхода системы от требуемого, а во втором – в минимизации величины отклонения целевого выхода при любых допустимых значениях неопределенных факторов, т.е. в минимизации максимального отклонения выхода. В рамках обеих концепций разработаны эффективные методы решения разнообразных задач оценивания и фильтрации. Вместе с тем обе концепции имеют свои недостатки: в стохастической парадигме сложно определить вероятностные характеристики неопределенных факторов, а в детерминистской – трудно задать адекватные множества значений неопределенных факторов. Для их преодоления представляется важным выявить взаимосвязь между этими парадигмами.

В известной статье [1] J.C. Willems привел чисто детерминистскую интерпретацию результатов, полученных в линейно-квадратичной оптимальной стохастической фильтрации и управлении. В данном докладе, а также в статьях [2, 3] устанавливается соответствие между оптимальными решениями линейно-квадратичных задач оценивания и фильтрации при случайных начальных условиях и возмущениях с заданными ковариационными матрицами, с одной стороны, и при неопределенных детерминированных начальных условиях и возмущениях, удовлетворяющих так называемому эллипсоидальному ограничению, – с другой.

Эллипсоидальные множества достижимости. Пусть два случайных вектора с нулевыми математическими ожиданиями $\xi_s \in \mathbb{R}^{n_\xi}$ и $\eta_s \in \mathbb{R}^{n_\eta}$, которые будем называть входом и выходом, связаны линейной зависимостью

$$\eta_s = \Psi \xi_s, \quad (1)$$

в которой Ψ – детерминированная $(n_\eta \times n_\xi)$ -матрица. Если ковариационная матрица вектора ξ_s равна $E \xi_s \xi_s^T = K_\xi$, то очевидно, что ковариационная матрица выхода будет равна $K_\eta = \Psi K_\xi \Psi^T$, а математическое ожидание квадрата евклидовой нормы выхода равно следу этой матрицы, т.е. $E|\eta_s|^2 = \text{tr}(\Psi K_\xi \Psi^T)$. Пусть наряду с этим имеется линейная зависимость

$$\eta_d = \Psi \xi_d \quad (2)$$

с той же матрицей Ψ , где детерминированный вектор $\xi_d \in \mathbb{R}^{n_\xi}$ может быть любым вектором из эллипсоида $E_\xi(K_\xi) = \{\xi: \xi^T K_\xi^{-1} \xi \leq 1\}$ с матрицей, совпадающей с ковариационной матрицей входа в стохастическом случае.

Теорема 1. Множество достижимости выхода η_d детерминированной модели (2), когда ее вход ξ_d принимает значения в эллипсоиде $E_\xi(K_\xi)$, где K_ξ – ковариационная матрица входа ξ_s

соответствующей стохастической модели (1), образует эллипсоид $\mathcal{E}_\eta(K_\eta)$. Матрица этого эллипсоида $K_\eta = \Psi K_\xi \Psi^T$ совпадает с ковариационной матрицей выхода η_s модели (1), а ее след равен дисперсии выхода η_s .

Рассмотрим динамический объект, описываемый нестационарной системой линейных разностных уравнений:

$$x(t+1) = A(t)x(t) + B(t)v(t), \quad x(t_0) = x_0, \quad t = t_0, t_0 + 1, \dots, t_f, \quad (3)$$

где $x \in \mathbb{R}^{n_x}$ – состояние объекта, $v \in \mathbb{R}^{n_v}$ – возмущение, действующее на объект. Предположим, что начальное состояние $x(t_0)$ и возмущение $v = v(\sigma)$, $\sigma \in [t_0, t]$ принадлежат множеству допустимых пар начальных состояний и возмущений, определяемому как

$$\mathcal{S}(t, t_0; R, G) = \{(x, v(\sigma)): x^T(t_0)R^{-1}x(t_0) + \sum_{\sigma=t_0}^{t-1} v^T(\sigma)G^{-1}(\sigma)v(\sigma) \leq 1\} \quad (4)$$

для заданных матрицы $R^T = R > 0$ и матричной функции $G^T(\sigma) = G(\sigma) > 0$, $\sigma \in [t_0, t]$. Из (4) следует, что множество начальных состояний системы совпадает с эллипсоидом $\mathcal{E}(R) = \{x: x^T R^{-1}x \leq 1\}$. Задача состоит в описании множества состояний, в которых система может оказаться в определенный момент времени при всевозможных начальных состояниях и возмущениях, принадлежащих множеству $\mathcal{S}(t, t_0; R, G)$.

Теорема 2. Множеством достижимости системы (3) в момент времени $t \geq t_0$ при всех допустимых начальных состояниях и возмущениях, принадлежащих множеству $\mathcal{S}(t, t_0; R, G)$, $t \in [t_0, t_f]$, является эллипсоид $\mathcal{E}(P(t))$, где матрица $P(t) \geq 0$ – решение линейного разностного уравнения

$$P(t+1) = A(t)P(t)A^T(t) + B(t)G(t)B^T(t)$$

с начальным условием $P(t_0) = R$.

Следствие. Матрица эллипсоида достижимости системы (3), (4) в момент времени $t \geq t_0$ совпадает с ковариационной матрицей $Ex(t)x^T(t)$ состояния этой системы, когда начальное состояние и возмущения являются случайными независимыми процессами с нулевыми математическими ожиданиями и заданными ковариационными матрицами $Ex(t_0)x^T(t_0) = R$, $Ev(t)v^T(t) = G(t)$.

Если область неопределенности начального состояния есть эллипсоид с центром не в нуле, а в заданной точке x_* , то множество достижимости системы в момент времени t представляет собою эллипсоид с матрицей $P(t)$ и центром в точке $\varphi_*(t)$, где $\varphi_*(t)$ – решение невозмущенной системы (3) с начальным состоянием x_* .

Оптимальное эллипсоидальное оценивание состояния. Рассмотрим задачу оценивания состояния $x(t)$ линейной нестационарной системы

$$\begin{aligned} x(t+1) &= A(t)x(t) + B(t)v(t), \\ y(t) &= C(t)x(t) + D(t)v(t) \end{aligned} \quad (5)$$

с неизвестным начальным состоянием $x(t_0)$ по измерениям выхода $y(\sigma)$, $\sigma \in [t_0, t]$. Предположим, что начальное состояние системы и возмущения удовлетворяют ограничению

$$(x(t_0) - x_*)^T R^{-1}(x(t_0) - x_*) + \sum_{\sigma=t_0}^{t-1} v^T(\sigma)G^{-1}(\sigma)v(\sigma) \leq 1.$$

Построим наблюдатель полного порядка

$$\hat{x}(t+1) = A(t)\hat{x}(t) + L(t)[y(t) - C(t)\hat{x}(t)], \quad \hat{x}(t_0) = x_*, \quad (6)$$

где $\hat{x}(t)$ – оценка состояния $x(t)$, а $L(t)$ – матрица параметров наблюдателя, подлежащая определению. Обозначим ошибку оценивания $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, которая удовлетворяет уравнению

$$e(t+1) = A_c(t)e(t) + B_c(t)v(t), \quad e(t_0) = x(t_0) - x_*, \quad (7)$$

где $A_c(t) = A(t) - L(t)C(t)$, $B_c(t) = B(t) - L(t)D(t)$. Тогда множество достижимости системы (7) в момент времени t согласно теореме 2 есть эллипсоид $\mathcal{E}(P(t))$, матрица которого удовлетворяет уравнению

$$P(t+1) = A_c(t)P(t)A_c^T(t) + B_c(t)G(t)B_c^T(t)$$

с начальным условием $P(t_0) = R$. Это означает, что состояние $x(t)$ системы (5) находится внутри соответствующего эллипсоида $\mathcal{E}(P(t), \hat{x}(t))$ с центром в точке $\hat{x}(t)$, определяемой уравнением наблюдателя (6). Это множество естественно назвать эллипсоидальной оценкой состояния $x(t)$ в момент времени t , а наблюдатель с матрицей $L_*(t)$, при которой, например, след матрицы $P(t)$ будет минимальным, назвать оптимальным.

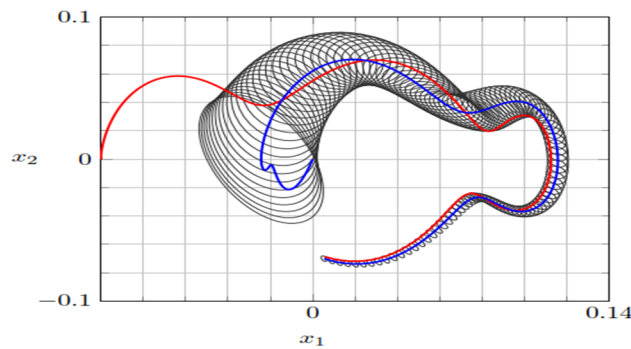


Рис. 1. Динамика оптимальных эллипсоидальных оценок для уравнения Матъе

Согласно следствию динамика матрицы эллипсоидального множества достижимости уравнения (7) описывается тем же уравнением, что и динамика ковариационной матрицы ошибки $Ee(t)e^T(t)$ в стохастическом случае, когда ковариация начального состояния равна $Ex(t_0)x^T(t_0) = R$, а ковариация возмущения равна $Ev(t)v^T(t) = G(t)$. Так как след матрицы эллипсоидальной оценки равен дисперсии ошибки оценивания, то уравнение оптимального наблюдателя совпадает с уравнением фильтра Калмана для оценки состояния системы (5).

Для иллюстрации обратимся к уравнению Матъе

$$\dot{x}_1 = x_2, \quad \dot{x}_2 = -\omega_0^2(1 + \varepsilon \sin \omega t)x_1 + v$$

с измеряемым выходом $y = x_1 + x_2 + v$. Система имеет следующие параметры: $\omega_0 = \pi/6$, $\omega = 2\pi$, $\varepsilon = 0.1$, $x_* = 0$, $R = 0.01I$ и $G(t) \equiv 1$. На рисунке красная кривая, отвечающая траектории системы $x(t)$, $t \in [0, 200]$ с возмущением $v(t) = 0.05 \sin \pi t$, находится внутри поверхности, образованной эллипсоидами $\mathcal{E}(P_*(t), \hat{x}(t))$ с центрами на синей кривой, соответствующей траектории оптимального наблюдателя $\hat{x}(t)$.

Работа выполнена при финансовой поддержке Научно-образовательного математического центра «Математика технологий будущего» (соглашение № 075-02-2021-1394).

ЛИТЕРАТУРА

1. Willems, J.C. Deterministic least squares filtering, *Journal of Econometrics*, 2004, vol. 118, pp. 341–373.
2. Баландин Д.В., Коган М.М. Управление и оценивание в линейных нестационарных системах на основе эллипсоидальных множеств достижимости // *Автоматика и телемеханика*. 2020. № 8. С. 8–28.
3. Balandin, D.V., Biryukov, R.S., Kogan, M.M., Ellipsoidal reachable sets of linear time-varying continuous and discrete systems in control and estimation problems, *Automatica*, 2020, vol. 166, no. 6, 108926.

D.V. Balandin (Lobachevsky State University of Nizhny Novgorod), R.S. Biryukov (Nizhny Novgorod State University of Architecture and Civil Engineering), M.M. Kogan (Nizhny Novgorod State University of Architecture and Civil Engineering)
On relationship between deterministic and stochastic paradigms in estimation and filtering

Conditions are established under which optimal solutions of estimation and filtering problems in deterministic and stochastic formulations coincide. One of the consequences of this relationship is the fact that the Kalman filter provides the minimum value of the maximum estimation error for all deterministic initial conditions and disturbances satisfying the ellipsoidal constraint.

М. В. ХЛЕБНИКОВ

(Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва;
Национальный исследовательский университет «Московский физико-технический институт», Москва)**РАЗРЕЖЕННАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ПРИ ВНЕШНИХ ВОЗМУЩЕНИЯХ**

Предложен простой и универсальный подход к решению задачи разреженной фильтрации – использующей пониженное число выходов – при произвольных ограниченных внешних возмущениях с использованием наблюдателя. Применение концепции инвариантных эллипсоидов и техники линейных матричных неравенств позволило свести исходную проблему к задаче полуопределенного программирования, легко решаемой численно. Подход отличается простотой и легкостью реализации и в равной мере охватывает как непрерывную, так и дискретную постановки задачи. Предлагаемая процедура приводит к сильно разреженным матрицам фильтра при небольших потерях по критерию качества.

Введение. В современной литературе термин «разреженная фильтрация» (*sparse filtering*) в основном закрепился за такими направлениями, как машинное обучение, распознавание образов, обработка сигналов и изображений; см., например, [1–3]. Вместе с тем классическая постановка задачи фильтрации (т.е. оценки состояния динамической системы по измерениям) при случайных возмущениях допускает практически исчерпывающее решение с помощью фильтра Калмана. Однако во многих ситуациях предположение о случайности шумов является неоправданным; часто известно лишь, что все возмущения являются ограниченными, а в остальном произвольными. В этом случае можно строить *гарантированные* (а не вероятностные) оценки состояний. В частности, в [4–6] была развита эллипсоидальная техника фильтрации; обзор результатов в этой области можно найти в [7, 8].

В [9–11] рассматривалась проблема фильтрации с ограниченными неслучайными возмущениями, однако лишь для стационарных задач, когда все параметры модели не зависят от времени. Более того, искалась оценка состояния, такая что ее ошибка гарантированно заключена в единый – инвариантный – эллипсоид для всех моментов времени, т.е. оценка является равномерной. Сам фильтр также искался в классе линейных стационарных фильтров. В этом суженном классе задач и оценок проблема оказалась полностью разрешимой, так что удалось построить оптимальный фильтр и оценку состояния. Этим данная постановка задачи отличается от упомянутых выше; там рассматривались более общие модели, однако получаемое решение было лишь субоптимальным, а равномерность оценок не имела места.

С технической точки зрения в [9–11] применен аппарат линейных матричных неравенств [12], который хорошо зарекомендовал себя в анализе и синтезе систем управления, но не очень широко применялся в задачах фильтрации. Систематическое изложение этой техники дано в монографии [13].

С другой стороны, в обработке сигналов и изображений, распознавании образов и многих других областях широко используются идеи разреженности. Одной из первых областей применения концепции разреженности является ℓ_1 -оптимизация, в дальнейшем успешно развиваемая в различных направлениях, таких как *compressed sensing*, ℓ_1 -фильтрация и др. (см., например, [14, 15]).

Вместе с тем идеи разреженности не нашли широкого применения в управлении. В [16] был предложен новый подход к построению разреженной обратной связи, связанный с минимизацией числа не нулевых компонент вектора, а не нулевых строк или столбцов матрицы (такие матрицы называются строчно- и столбцово-разреженными соответственно). Он основан на использовании специальных матричных норм, а именно: пусть $X \in \mathbb{R}^{n \times p}$, положим

$$\|X\|_{r_1} = \sum_{i=1}^n \max_{1 \leq j \leq p} |x_{ij}|, \quad \|X\|_{c_1} = \sum_{j=1}^p \max_{1 \leq i \leq n} |x_{ij}|.$$

Эти нормы хорошо известны: первая из них иногда называется r -нормой или $\ell_{1,\infty}$ -нормой; ее основное применение – восстановление строчно-разреженных решений матричных уравне-

ний; аналогично r_1 -норма восстанавливает столбцово-разреженные решения. Эти идеи мы и применим для решения задачи разреженной фильтрации.

Настоящий доклад является естественным продолжением [11]. В нем рассматривается подход к решению задачи разреженной фильтрации, т.е. фильтрации, использующей пониженное число выходов, для систем, подверженных воздействию произвольных ограниченных внешних возмущений. Этот подход приводит к столбцово-разреженным матрицам фильтра при относительно малых потерях по критерию качества, позволяя избежать комбинаторного перебора всевозможных комбинаций нулевых столбцов в матрице фильтра. Он в равном объеме распространяется как на непрерывный, так и на дискретный варианты задач.

Задача фильтрации. Рассмотрим непрерывную систему

$$\dot{x} = Ax + D_1 w, \quad x(0) = x_0,$$

$$y = Cx + D_2 w,$$

где $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $D_1 \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $D_2 \in \mathbb{R}^{l \times m}$, $C \in \mathbb{R}^{l \times n}$, с состоянием $x(t) \in \mathbb{R}^n$, наблюдаемым выходом $y(t) \in \mathbb{R}^l$ и внешним возмущением (шумом) $w(t) \in \mathbb{R}^m$, измеримым по t и удовлетворяющим ограничению

$$\|w(t)\| \leq 1 \text{ при всех } t \geq 0;$$

пара (A, D_1) управляема, пара (A, C) наблюдаема.

Пусть состояние x системы недоступно измерению и информация о системе предоставляется ее выходом y . Построим фильтр, описываемый линейным дифференциальным уравнением относительно оценки состояния $\hat{x}$, включающим в себя рассогласование выхода y и его прогноза $C\hat{x}$:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + L(y - C\hat{x}), \quad \hat{x}(0) = 0,$$

где $L \in \mathbb{R}^{n \times l}$. Структура фильтра задается заранее: он является линейным стационарным, подлечит выбору лишь постоянная матрица L .

Введем в рассмотрение невязку

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t),$$

характеризующую точность фильтрации. Задача состоит в нахождении минимального (в том или ином смысле) инвариантного эллипсоида, содержащего невязку e . Идеология инвариантных эллипсоидов для задач анализа и синтеза систем управления подробно освещена в [12, 13]. Напомним, что эллипсоид

$$\mathcal{E}_x = \{x \in \mathbb{R}^n: x^T P^{-1} x \leq 1\}, \quad P > 0,$$

называется инвариантным для динамической системы, если из условия $x(0) \in \mathcal{E}_x$ следует $x(t) \in \mathcal{E}_x$ для всех моментов времени $t \geq 0$. Иными словами, любая траектория системы, исходящая из точки, лежащей в эллипсоиде $\mathcal{E}_x$, в любой момент времени будет находиться в этом эллипсоиде при всех допустимых внешних возмущениях, действующих на систему. Заметим, что в силу свойства притягиваемости инвариантного эллипсоида при больших отклонениях оценивается асимптотическая, а при малых отклонениях и равномерная по t точность фильтрации.

Отметим, что из условия наблюдаемости следует существование хотя бы одного инвариантного эллипсоида (а управляемость гарантирует его полномерность). Инвариантных эллипсоидов много, цель – найти минимальный из них при фиксированном стабилизирующем L , а затем добиться минимума этого эллипсоида по L . Удобно минимизировать сумму квадратов полуосей эллипсоида, что эквивалентно минимизации следа его матрицы.

В [9] установлена справедливость следующей теоремы.

Теорема. Пусть $\hat{Q}, \hat{Y}$ – решение задачи

$$\min \operatorname{tr} H$$

при ограничениях

$$\begin{pmatrix} A^T Q + QA - YC - C^T Y^T + \alpha Q & QD_1 - YD_2 \\ D_1^T Q - D_2^T Y^T & -\alpha I \end{pmatrix} \leq 0, \quad \begin{pmatrix} H & I \\ I & Q \end{pmatrix} \geq 0, \quad Q > 0,$$

относительно матричных переменных $Q = Q^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $Y \in \mathbb{R}^{n \times l}$, $H = H^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ и скалярного параметра $\alpha > 0$.

Тогда матрица оптимального фильтра дается выражением

$$\hat{L} = \hat{Q}^{-1} \hat{Y},$$

а минимальный инвариантный эллипсоид, содержащий невязку системы при $x_0 = 0$, определяется матрицей

$$\hat{P} = \hat{Q}^{-1}.$$

Отметим, что при фиксированном α задача, сформулированная в теореме, сводится к минимизации линейной функции при ограничениях, представляющих собой линейные матричные неравенства, т.е. к задаче полуопределенного программирования, которая принадлежит к классу задач выпуклой оптимизации.

Разреженная фильтрация. Будем искать разреженное решение задачи фильтрации. Заметим, что матрица фильтра L находится как $L = Q^{-1}Y$, поэтому если величина Y окажется столбцово-разреженной, то и соответствующая матрица фильтра L будет столбцово-разреженной. В свою очередь, столбцовой разреженности матрицы Y можно добиться, минимизируя ее c_1 -норму. Таким образом, имеем следующий алгоритм, предполагающий выполнение трех последовательных шагов.

Шаг 1. Решая задачу выпуклого программирования $\min \operatorname{tr} H$ при ограничениях

$$\begin{pmatrix} A^T Q + QA - YC - C^T Y^T + \alpha Q & QD_1 - YD_2 \\ D_1^T Q - D_2^T Y^T & -\alpha I \end{pmatrix} \leq 0, \quad \begin{pmatrix} H & I \\ I & Q \end{pmatrix} \leq 0, \quad Q > 0,$$

относительно матричных переменных $Q = Q^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $Y \in \mathbb{R}^{n \times l}$, $H = H^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ и скалярного параметра $\alpha > 0$, находим величины Q^* , Y^* , H^* , определяющие матрицу оптимального фильтра $L^* = (Q^*)^{-1}Y^*$, матрицу $P^* = (Q^*)^{-1}$ минимального инвариантного эллипсоида для невязки и соответствующее оптимальное значение функционала $J^* = \operatorname{tr} H^*$.

Шаг 2. Имея оптимальное значение функционала J^* , введем скалярный коэффициент релаксации $\gamma > 1$ и решаем выпуклую задачу c_1 -оптимизации

$$\min \|Y\|_{c_1}$$

при прежних ограничениях и дополнительном условии

$$\operatorname{tr} H \leq \gamma J^*$$

относительно матричных переменных $Q = Q^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $Y \in \mathbb{R}^{n \times l}$, $H = H^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ и скалярного параметра α . В силу свойств c_1 -нормы можно ожидать появления нулевых столбцов в ее решении $\hat{Y}_0$.

Шаг 3. Решается исходная задача, где в матричной переменной Y зафиксировано такое же расположение нулевых столбцов, что и в столбцово-разреженной матрице $\hat{Y}_0$. Ее решение $\hat{Q}$, $\hat{Y}$ доставляет столбцово-разреженную матрицу фильтра

$$\hat{L} = \hat{Q}^{-1}\hat{Y}$$

и матрицу

$$\hat{P} = \hat{Q}^{-1}$$

соответствующего инвариантного эллипсоида для невязки.

Для получения разреженного решения этой задачи методом «грубой силы» понадобилось бы решить ее для всевозможных столбцово-разреженных структур матрицы Y и выбрать лучшее по критерию качества; иными словами, комбинаторного перебора избежать бы не удалось. Как показывают примеры, предлагаемая процедура приводит к сильно разреженным матрицам фильтра при небольших потерях по критерию качества.

Предложенный подход позволяет получать не только асимптотическую, но и справедливую для всех моментов времени оценку точности разреженной фильтрации, а также оценивать качество фильтрации не только состояния системы, но и ее линейного выхода $y_1 = C_1 x$.

Заключение. Предложен простой и универсальный подход к решению задачи разреженной фильтрации при произвольных ограниченных внешних возмущениях с использованием наблюдателя. Подход основан на методе инвариантных эллипсоидов и технике линейных матричных неравенств. Применение этой концепции позволило свести исходную проблему к параметрической задаче полуопределенного программирования, легко решаемой численно.

Развитый подход отличается простотой и легкостью реализации и в равной мере охватывает как непрерывную, так и дискретную постановки задачи. Многочисленные примеры демонстрируют работоспособность и эффективность предлагаемой процедуры.

Работа проводилась при поддержке Российского научного фонда, проект № 21-71-30005.

ЛИТЕРАТУРА

1. Zennaro, F.M., Chen, K., Towards Understanding Sparse Filtering: A Theoretical Perspective, *Neural Networks*, 2018, vol. 98, pp. 154–177.
2. Zhang, Z., Li, S., Wang, J., Xin, Y., An, Z., General Normalized Sparse Filtering: A Novel Unsupervised Learning Method for Rotating Machinery Fault Diagnosis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, vol. 124, pp. 596–612.
3. Han, C., Lei, Y., Xie, Y., Zhou, D., Gong, M., Visual Domain Adaptation Based on Modified $\mathcal{A}$ -Distance and Sparse Filtering, *Pattern Recognition*, 2020, vol. 104, Art. 107254.
4. Schweppe, F.C., *Uncertain Dynamic Systems*, NJ: Prentice Hall, 1973.
5. Куржанский А.Б. Управление и наблюдение в условиях неопределенности. М.: Наука, 1977.
6. Черноусько Ф.Л. Оценивание фазового состояния динамических систем. М.: Наука, 1988.
7. Фурасов В.Д. Задачи гарантированной идентификации. М.: Бином, 2005.
8. Chernousko, F., Polyak, B. (eds.), Special Issue on Set-Membership Modelling of Uncertainties in Dynamical Systems, *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, 2005, vol. 11, iss. 2, pp. 123–124.
9. Поляк Б.Т., Топунов М.В. Фильтрация при неслучайных возмущениях: метод инвариантных эллипсоидов // Доклады Академии наук. 2008. Т. 418. № 6. С. 749–753.
10. Хлебников М.В. Робастная фильтрация при неслучайных возмущениях: метод инвариантных эллипсоидов // Автоматика и телемеханика. 2009. № 1. С. 147–161.
11. Хлебников М.В., Поляк Б.Т. Фильтрация при произвольных ограниченных внешних возмущениях: техника линейных матричных неравенств // Труды 13-й Мультиконференции по проблемам управления (МКПУ-2020). XXXII Конференция памяти выдающегося конструктора гироскопических приборов Н.Н. Острякова. Секция «Наблюдатели и фильтры». Санкт-Петербург, 6–8 октября 2020 г. С. 291–294.
12. Boyd, S., El Ghaoui, L., Feron, E., Balakrishnan, V., *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory*, Philadelphia: SIAM, 1994.
13. Поляк Б.Т., Хлебников М.В., Щербаков П.С. Управление линейными системами при внешних возмущениях. Техника линейных матричных неравенств. М.: ЛЕНАНД, 2014.
14. Donoho, D.L., Compressed Sensing, *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, vol. 52, pp. 1289–1306.
15. Kim, S.-J., Koh, K., Boyd, S., Gorinevsky, D., ℓ_1 -Trend Filtering, *SIAM Review*, 2009, vol. 51, no. 2, pp. 339–360.
16. Polyak, B.T., Khlebnikov, M.V., Shcherbakov, P.S., An LMI Approach to Structured Sparse Feedback Design in Linear Control Systems, *Proc. 12th European Control Conference (ECC'13)*, Zürich, Switzerland, July 17–19, 2013, pp. 833–838.

M.V. Khlebnikov (V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow)

Sparse filtering under exogenous disturbances

A simple but universal approach to solving the sparse filtering problem (i.e. filtering problem using a reduced number of outputs) with arbitrary bounded exogenous disturbances by employing an observer is proposed. An application of the invariant ellipsoid concept and the technique of linear matrix inequalities has made it possible to reduce the original problem to SDP that is easy to solve numerically. The approach is distinguished by its simplicity and ease of implementation and covers both continuous-time and discrete-time statements of the problem. The procedure proposed leads to highly sparse filter matrices with small losses in terms of the performance criterion.

А. В. ЧЕРНОДАРОВ

(ООО «Экспериментальная мастерская НаукаСофт», Университет МАИ, г. Москва)

АДАПТИВНАЯ МОДИФИКАЦИЯ H_∞ -ФИЛЬТРА

Рассматривается технология построения устойчивой H_∞ -модификации оценивающего фильтра на основе решения двухточечной краевой задачи методом инвариантного погружения. Представлены процедуры контроля и адаптивной настройки такого фильтра по апостериорной обновляющей последовательности.

Введение. В настоящее время считается обоснованным [1] применение обобщённого фильтра Калмана (ОФК) для оценивания ошибок нелинейных динамических систем (ДС). В наблюдаемых ДС процедуры оценивания опираются на модели ошибок и внешнюю информацию. Известно [2], что неточность моделей и другие причины методического и инструментального характера приводят к расходимости ОФК [2]. Расходимость ОФК проявляется в существенном отличии действительных ошибок оценивания $\delta_j = x_j - \hat{x}_j$ от их прогнозируемых среднеквадратических значений $\sigma_j = \sqrt{P_{jj}}$, получаемых в результате решения уравнения Риккати относительно ковариационной матрицы P . Здесь x_j , $\hat{x}_j$ – j -й элемент вектора ошибок x_i и его оценка соответственно. Следует отметить, что действительные ошибки оценивания известны только на этапе математического моделирования. Компенсация нарушений, связанных с априорной неопределённостью математических моделей, возможна на основе адаптивного подхода к построению оценивающих фильтров. В работе при реализации такого подхода за основу взята H_∞ модификация [3] ОФК.

Цель работы – повышение устойчивости H_∞ фильтра на основе использования статистических свойств апостериорной обновляющей последовательности.

H_∞ фильтр и его адаптивная модификация. Достоверность оценивания параметров вектора ошибок ДС может быть повышена при организации выходного контроля ОФК. Возможный подход к решению такой задачи основан на формировании и контроле нормы передаточной функции $H(p)$ от возмущений ДС ξ_i и наблюдений ϑ_i к ошибкам оценивания δ_i [3]:

$$\|H(p)\|_\infty = \sup_{\xi, \vartheta \neq 0} \frac{\|\delta\|_2^2}{\|\xi\|_2^2 + \|\vartheta\|_2^2}, \quad (1)$$

где $\|\dots\|_2$ – евклидова норма. Например, для вектора ξ_i : $\|\xi\|_2 = (\sum_{i=i_0}^{\infty} \xi_i^T \xi_i)^{1/2}$.

Для устойчивого оценивания может быть сформировано контрольное условие

$$\|H(p)\|_\infty \leq \gamma^2, \quad (2)$$

где $\gamma^2 \geq 0$ – параметр, который можно рассматривать как допуск.

На практике вектор действительных ошибок оценивания δ_i , как правило, неизвестен. Поэтому выражение (1) преобразуют к виду, неявно учитывающему указанные ошибки. Это может быть выполнено, если по прогнозным оценкам $\hat{x}_{i/i-1} = \Phi_i \hat{x}_{i-1/i-1}$ определять априорные невязки (обновляющую последовательность)

$$v_{i/i-1} = z_i - H_i \hat{x}_{i/i-1}, \quad (3)$$

а по скорректированным оценкам $\hat{x}_{i/i}$ (после обработки $v_{i/i-1}$) – апостериорные

$$\eta_{i/i} = z_i - H_i \hat{x}_{i/i}, \quad (4)$$

где Φ_i – переходная матрица для вектора ошибок.

Тогда критерию (2) можно поставить в соответствие его модификацию

$$\frac{\gamma^{-2} \sum_{i=i_0+1}^{if} \|\eta_{i/i}\|_2^2}{\sum_{i=i_0+1}^{if} (\|\xi_i\|_2^2 + \|v_{i/i-1}\|_2^2)} \leq 1. \quad (5)$$

Взаимное соответствие между критериями (2) и (5) можно увидеть, если наблюдения (3) и (4) представить в развернутом виде через их модели, а именно:

$$v_{i/i-1} = H_i x_i + \vartheta_i - H_i \hat{x}_{i/i-1} = H_i \delta_{i/i-1} + \vartheta_i; \quad (6)$$

$$\eta_{i/i} = H_i x_i + \vartheta_i - H_i \hat{x}_{i/i} = H_i \delta_{i/i} + \vartheta_i. \quad (7)$$

Следуя критерию (5), с учетом выражений (6) и (7), должна быть сформирована такая стратегия оценивания, при которой отношение норм векторов выходных $\delta_{i/i}$ и входных $\delta_{i/i-1}$ ошибок не превышает 1.

Неравенство (5), записанное в эквивалентном виде:

$$J = J_0 - \gamma^{-2} \sum_{i=i_0+1}^{if} \|\eta_{i/i}\|_2^2 \geq 0, \quad (8)$$

где

$$J_0 = \sum_{i=i_0+1}^{if} (\|\xi_{i-1}\|_2^2 + \|v_{i/i-1}\|_2^2) \quad (9)$$

с учетом уравнения связи (ограничения)

$$\Phi_i x_{i-1} + \Gamma_i \xi_{i-1} - x_i = 0 \quad (10)$$

можно рассматривать как квадратичный критерий качества оценивания вектора x_i . Скалярная величина γ^2 – это настраиваемый параметр, поддерживающий выполнение условия (8). Здесь Γ_i – переходная матрица для вектора возмущений.

Штрафная функция (8) с учетом ограничения (10) минимизируется соответствующим выбором оценок $\hat{x}_i$:

$$\hat{x}_i = \underset{x}{\operatorname{argmin}} J_i. \quad (11)$$

Штрафная функция (9) имеет структуру, позволяющую применить математический аппарат метода взвешенных наименьших квадратов [1]. Данный метод позволяет учесть априорную неопределенность невязок $v_{i/i-1}$ и возмущений ξ_i с помощью матриц весовых коэффициентов R_i и Q_i , нормирующих соответствующие квадратичные формы в соотношении (9)

$$\|v_{i/i-1}\|_{R_i^{-1}}^2 = v_{i/i-1}^T R_i^{-1} v_{i/i-1}, \quad \|\xi_{i-1}\|_{Q_{i-1}^{-1}}^2 = \xi_{i-1}^T Q_{i-1}^{-1} \xi_{i-1}.$$

Оценки, минимизирующие штрафную функцию J_0 с учетом ограничения (10), формируются в соответствии с традиционным алгоритмом ОФК [1]:

$$\hat{x}_{i/i} = \hat{x}_{i/i-1} + P_{i/i} H_i^T R_i^{-1} v_{i/i-1}, \quad (12)$$

где

$$\hat{x}_{i/i-1} = \Phi_i \hat{x}_{i-1/i-1}; \quad (13)$$

$$P_{i/i-1} = \Phi_i P_{i-1/i-1} \Phi_i^T + \Gamma_i Q_{i-1} \Gamma_i^T; \quad (14)$$

$$P_{i/i} = P_{i/i-1} - P_{i/i-1} H_i^T (H_i P_{i/i-1} H_i^T + R_i)^{-1} H_i P_{i/i-1}; \quad (15)$$

$P_{i/i}$ – ковариационная матрица ошибок оценивания вектора $\hat{x}_{i/i}$, сформированного в i -й момент времени после обработки i наблюдений.

Для реализации критерия (11) с учетом соотношений (12)–(15) необходима синхронизация невязок $v_{i/i-1}$ и $\eta_{i/i}$ относительно соответствующей оценки, например оценки $\hat{x}_{i/i-1}$. Это

может быть выполнено на основе тождества, вытекающего из соотношения (7), после подстановки в него оценки (12), а именно:

$$\eta_{i/i} = z_i - H_i \hat{x}_{i/i} = z_i - H_i \hat{x}_{i/i-1} - H_i P_{i/i} H_i^T R_i^{-1} v_{i/i-1} = \tilde{z}_i - \tilde{H}_i x_{i/i-1}, \quad (16)$$

где $\tilde{z}_i = z_i - H_i K_i z_i$; $\tilde{H}_i = H_i(E - K_i H_i)$; $K_i = P_{i/i} H_i^T R_i^{-1}$; E – единичная матрица.

Штрафную функцию (8) и условие (10), отражающее динамику изменения вектора x_i , можно объединить в единую конструкцию Эйлера-Лагранжа

$$\tilde{J} = J + \lambda_i^T (\Phi_i x_{i-1} + \Gamma_i \xi_{i-1} - x_i), \quad (17)$$

где λ_i – вектор множителей Лагранжа.

Такое представление штрафной функции позволяет решить задачу оптимизации (11) по методу Л.С. Понтрягина. Применение данного метода к рассматриваемой задаче базируется на формировании гамильтониана

$$\mathcal{H} = 0.5 \{ \|v_i\|_{R_i}^2 - \|\eta_i\|_{\gamma}^2 + \|\xi_{i-1}\|_{Q_{i-1}}^2 \} + \lambda_i^T \{ \Phi_i x_{i-1} + \Gamma_i \xi_{i-1} \} \quad (18)$$

и решении канонических уравнений

$$\frac{\partial \mathcal{H}}{\partial \lambda_i^T} = \hat{x}_i, \quad \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial x_{i-1}} = \hat{\lambda}_{i-1}^T, \quad \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial \xi_{i-1}} = 0 \quad (19)$$

с граничными условиями

$$\lambda_{i_f} = 0; \quad \hat{x}_{i_0} = 0, \quad (20)$$

где v_i , η_i – невязки, синхронизированные относительно оценки $\hat{x}_{i/i-1}$;

$$\|\eta_i\|_{\gamma}^2 = [\eta_1 \cdots \eta_m] \begin{bmatrix} \gamma_1^{-2} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \gamma_m^{-2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \vdots \\ \eta_m \end{bmatrix}.$$

Оценка $\hat{x}_{i/i}$ вектора ошибок в i -й момент времени по i наблюдениям находится из уравнений (17)–(19) путем решения двухточечной краевой задачи методом инвариантного погружения [4].

Прогноз: (13)–(14).

Коррекция:

$$\tilde{P}_{i/i} = P_{i/i-1} - P_{i/i-1} H_i^T (H_i P_{i/i-1} H_i^T + R_i)^{-1} H_i P_{i/i-1}; \quad (21)$$

$$P_{i/i} = \tilde{P}_{i/i} + \tilde{P}_{i/i} \tilde{H}_i^T (E \tilde{\gamma}^2 - \tilde{H}_i \tilde{P}_{i/i} \tilde{H}_i^T)^{-1} \tilde{H}_i \tilde{P}_{i/i}; \quad (22)$$

$$K_i = \tilde{P}_{i/i} H_i^T R_i^{-1}; \quad (23)$$

$$v_{i/i-1} = z_i - H_i \hat{x}_{i/i-1}; \quad (24)$$

$$\hat{\hat{x}}_{i/i} = \hat{x}_{i/i-1} + K_i v_{i/i-1}; \quad (25)$$

$$\tilde{K}_i = \tilde{P}_{i/i} \tilde{H}_i^T (E \tilde{\gamma}^2 - \tilde{H}_i \tilde{P}_{i/i} \tilde{H}_i^T)^{-1}; \quad (26)$$

$$\eta_{i/i} = z_i - H_i \hat{\hat{x}}_{i/i}; \quad (27)$$

$$\hat{x}_{i/i} = \hat{\hat{x}}_{i/i} - \tilde{K}_i \eta_{i/i}. \quad (28)$$

Реализация алгоритма (21)–(28) связана с настройкой параметра γ^2 , обеспечивающего устойчивость оценивания. Предлагаемая процедура формирования параметра γ^2 опирается на технологию последовательной обработки элементов вектора наблюдений z_i и необходимые условия устойчивой фильтрации. Для этого в качестве параметра, характеризующего адекватность реальных и прогнозируемых ошибок оценивания, принимается квадратичная форма

$$\hat{\beta}_i = \eta_{i/i}^T e_i^{-1} \eta_{i/i}, \quad (29)$$

где $e_i = \text{cov}\{\eta_{i/i}\} = M[\eta_{i/i} \eta_{i/i}^T] = H_i P_{i/i} H_i^T + R_i$; $M[\dots]$ – оператор математического ожидания.

Если вектор невязок $\eta_{i/i}$ является гауссовским, т.е. $\eta_{i/i} \in N(0, e_i)$, то квадратичная форма (29) имеет распределение χ^2 с m степенями свободы, а именно $\hat{\beta}_i \in \chi^2(m, 2m)$, где m – размерность вектора $\eta_{i/i}$. Опираясь на числовые характеристики распределения χ^2 и правило 3σ , может быть сформирован допуск β_m на диагностический параметр

$$\hat{\beta}_i \leq \beta_m = m + 3\sqrt{2m}. \quad (30)$$

Отклонение параметра $\hat{\beta}_i$ от допуска β_m определяется невязкой $d_i = \hat{\beta}_i - \beta_m$. На практике расходимость оценок и нарушение условия (30) связаны с уменьшением коэффициента усиления фильтра из-за вырожденности матрицы $P_{i/i}$. Поэтому представляется целесообразным увеличение элементов указанной матрицы на величину ΔQ_j , чтобы условие (30) превращалось в тождество

$$\frac{\eta_j^2}{H_j P_{i/j} H_j^T + R_j} = \frac{\eta_j^2}{H_j (P_{i/j-1} + \Delta Q_j) H_j^T + R_j} = \beta_1, \quad (31)$$

где $P_{i/j}$ значение матрицы $P_{i/i}$ в соотношении (22) после обработки j -го элемента вектора невязок $\eta_{i/i}$; $H_i = [H_1^T \cdots H_j^T \cdots H_m^T]^T$; $j = \overline{1, m}$; $\beta_1 = 1 + 3\sqrt{2} \approx 5.2$ для $m = 1$.

$$\Delta Q_j = P_{i/j-1} \tilde{H}_j^T q_j \tilde{H}_j P_{i/j-1}, \quad (32)$$

где $q_j = d_j e_j / (\beta_1 \tilde{e}_j^2)$; $e_j = H_j P_{i/j-1} H_j^T + R_j$; $\tilde{e}_j = H_j P_{i/j-1} \tilde{H}_j^T + R_j$; $\hat{\beta}_j = \eta_j^2 / e_j$; $d_j = \hat{\beta}_j - \beta_1$.

Подставив соотношение (32) в уравнение (22), получим следующий алгоритм последовательной коррекции матрицы ковариаций:

$$P_{i/j} = P_{i/j-1} + \Delta Q_j; \quad j = \overline{1, m}; \quad P_{i/0} = \tilde{P}_{i/i}; \quad P_{i/i} = P_{i/m}. \quad (33)$$

Если условие (30) для $m=1$ выполняется, то $\Delta Q_j = 0$ и значение матрицы весовых коэффициентов $P_{i/j}$ не изменяется, т.е. $P_{i/j} = P_{i/j-1}$. Приращению (32) соответствует параметр

$$\gamma_j^2 = [\tilde{e}_j^2 \beta_1 + (\eta_j^2 - \beta_1 e_j) b_j] / (\eta_j^2 - \beta_1 e_j); \quad b_j = \tilde{H}_j P_{i/j-1} \tilde{H}_j^T. \quad (34)$$

Заключение. Выражения (32)–(34) определяют адаптивные дополнения к алгоритму (13), (14), (21)–(28), гарантирующие ограничение нормированных невязок β_j и защиту оценок от расходимости.

ЛИТЕРАТУРА

1. Степанов О.А. Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Часть 1. Введение в теорию оценивания / изд. 3-е. СПб.: ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электрон», 2017. 509 с.
2. Fitzgerald, R.J., Divergence of the Kalman Filter, IEEE Trans. on Automatic Control, 1971, vol.16, no. 6, pp. 736–747.
3. Souza, C.E., Xie, L., Robust H_∞ Filtering. In Control and Dynamic Systems, N.Y.: Academic Press, 1994, pp. 323–377.
4. Henry, J., Ramos, A., Factorization of Boundary Value Problems Using the Invariant Embedding Method, ISTE Press, Elsevier, 2017.

A.V. Chernodarov (“NaukaSoft” Experimental Laboratory, Ltd., MAI University, Moscow)

Adaptive modification of the H_∞ filter.

A technology for constructing a stable H_∞ modification of an estimating filter based on the solution of a two-point boundary value problem by the invariant embedding method is considered. Procedures for monitoring and adaptive tuning of such a filter by a posteriori innovation sequence are presented.

А. Н. НЕХОРОШИХ
(Университет ИТМО, Санкт-Петербург; Центральная школа Лилля, Лилль)
Д. В. ЕФИМОВ, А. Е. ПОЛЯКОВ
(INRIA, Лилль)
И. Б. ФУРТАТ (ИПМаш РАН, Санкт-Петербург)

ОБ УПРОЩЕНИИ СИНТЕЗА КОНЕЧНО-ВРЕМЕННОГО НАБЛЮДАТЕЛЯ

Данная работа посвящена разработке наблюдателя, оценивающего вектор состояния линейной системы, записанной в канонически наблюдаемой форме, за конечное время. Благодаря выбранному специальным образом динамическому коэффициенту усиления, предложенный наблюдатель отличается простотой настройки, а также робастностью по отношению ко внешним возмущениям и помехам измерения. Алгоритм настройки состоит в решении простейшей системы линейных матричных неравенств, зависящей от двух настраиваемых параметров. В конце работы приведены результаты сравнительного анализа предложенного наблюдателя с некоторыми существующими аналогами, выполненного с помощью математического моделирования.

В подавляющем большинстве случаев при проектировании систем автоматического управления требуется знание вектора состояния системы. Однако данное требование едва ли может быть выполнено на практике, так как некоторые компоненты вектора состояния либо не могут быть измерены по физическим причинам (например, переходная ЭДС электрогенераторов [1]), либо ввиду масштабов рассматриваемой системы (например, электрические сети). Несмотря на это, оценка вектора состояния зачастую может быть получена с помощью заданной особым образом динамической системы, называемой наблюдателем [2-4]. Тем не менее, задача оценки состояния (наблюдения) существенно усложняется, если, например, цель управления должна быть достигнута за строго отведенное, конечное время. Очевидно, что в таком случае оценка вектора состояния также должна быть получена за конечное время.

На сегодняшний день предложено множество способов решения задачи наблюдения в условиях жестких ограничений по времени. Одним из простейших является рассмотрение задачи в дискретном времени, когда сходимость за конечное время может быть гарантирована выбором нулевых собственных значений матрицы состояния [5, 6]. Тем не менее, практическая применимость данного метода вызывает сомнения ввиду его сильной чувствительности к параметрическим неопределенностям.

Принципиально иной подход состоит в разработке нелинейных наблюдателей или наблюдателей с динамически изменяющимися коэффициентами усиления [7-9]. Например, в работах [7, 8] для доказательства сходимости за конечное время, а также робастности по отношению ко внешним возмущениям используется теория однородных систем. Однако использование подобных наблюдателей на практике также затруднено ввиду отсутствия алгоритма выбора параметров наблюдателя для систем большого порядка [7] или же необходимости разрешения системы параметризованных линейных матричных неравенств (ЛМН) на интервале [8]. С другой стороны, настройка наблюдателя [9] (*prescribed-time observer*) очень проста, а все настраиваемые параметры имеют ясный физический смысл. Более того, данный наблюдатель позволяет получить точную оценку вектора состояния системы за выбранное разработчиком, конечное время. Тем не менее, подобный наблюдатель очень чувствителен к помехам измерения, что снижает его практическую значимость.

Таким образом, основная цель работы состоит в разработке наблюдателя, удовлетворяющего следующим требованиям:

- 1) получение точной оценки вектора состояния за конечное время;
- 2) простота настройки (отсутствие необходимости решения параметризованных ЛМН, минимальное количество настраиваемых параметров, имеющих ясный физический смысл);
- 3) робастность по отношению ко внешним возмущениям и помехам измерений.

Другими словами, мы предлагаем робастную модификацию наблюдателя [9] в обмен на возможность задавать точное время получения оценки вектора состояния. Мы покажем, что для

этого достаточно изменить соответствующим образом динамический коэффициент усиления наблюдателя.

Работа проводилась при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (соглашение № 075-15-2021-573) и госзадания № 121112500298-6 (ЕГИСУ НИОКТР).

ЛИТЕРАТУРА

1. Y. Wang, L. Xie, D.J. Hill, and R.H. Middleton. Robust nonlinear controller design for transient stability enhancement of power systems. In [1992] *Proceedings of the 31st IEEE Conference on Decision and Control*, pages 1117–1122 vol.1, 1992.
2. R. E. Kalman. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1):35–45, 03 1960.
3. H. K. Khalil. Nonlinear systems; 3rd ed. *Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ*, 2002.
4. D. G. Luenberger. Observing the State of a Linear System. *IEEE Transactions on Military Electronics*, 8(2):74–80, 1964.
5. R. Engel and G. Kreisselmeier. A continuous-time observer which converges in finite time. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 47(7):1202–1204, 2002.
6. T. Raff and F. Allgöwer. An Observer that Converges in Finite Time Due to Measurement-based State Updates. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2):2693–2695, 2008.
7. W. Perruquetti, T. Floquet, and E. Moulay. Finite-Time Observers: Application to Secure Communication. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 53(1):356–360, 2008.
8. F. Lopez-Ramirez, A. Polyakov, D. Efimov, and W. Perruquetti. Finite-time and fixed-time observer design: Implicit Lyapunov function approach. *Automatica*, 87:52–60, 2018.
9. J. Holloway and M. Krstic. Prescribed-Time Observers for Linear Systems in Observer Canonical Form. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 64(9):3905–3912, 2019.

A.N.Nekhoroshikh (ITMO University, St. Petersburg; Ecole Centrale de Lille, Lille), D.V.Efimov, A.E.Polyakov (INRIA, Lille), I.B.Furtat (IMPE RAS, St. Petersburg)

On simple robust finite-time observer design

This paper presents a novel observer that estimates the state of a linear system in the observer canonical form in finite time. Due to the specially selected dynamical gain, the proposed observer is easy to tune and, at the same time, it is robust to external perturbations (e.g., state disturbances and measurement noises). The tuning algorithm consists in solving a simple system of linear matrix inequalities with only two adjustable parameters. Theoretical results and a comparison with homogeneous and prescribed-time observers are illustrated by numerical simulation.

А.А. БОБЦОВ (Университет ИТМО, Санкт-Петербург),
 Н.А. НИКОЛАЕВ (Университет ИТМО, Санкт-Петербург),
 Р. ОРТЕГА (ИТАМ, Мехико)

НОВЫЙ КЛАСС НАБЛЮДАТЕЛЕЙ ПЕРЕМЕННЫХ СОСТОЯНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ, ОСНОВАННЫЙ НА ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ

В работе рассматривается новый метод проектирования наблюдателей переменных состояния нелинейных динамических систем. Суть метода заключается в преобразовании исходной нелинейной динамической системы к статической регрессионной модели с неизвестными постоянными параметрами. Данный подход расширяет недавно разработанный метод синтеза наблюдателей на основе оценки параметров, которые применимы для нелинейных систем, имеющих специального вида алгебраические ограничения. В отличие от предыдущего решения, новый метод позволяет избежать необходимости реализации процедуры чистого интегрирования, которая может вызвать неограниченные значения траекторий движения при практическом применении.

В работе обсуждается классическая проблема теории автоматического управления – анализ и синтез наблюдателей переменных состояния нелинейных динамических систем (подробный обзор литературы, посвященный методам синтеза наблюдателей можно найти в [1 – 4]). Развивается недавно опубликованный в [5] подход, заключающийся в преобразовании исходной нелинейной динамической системы к статической регрессионной модели с неизвестными постоянными параметрами. Иными словами рассматривается нелинейная динамическая система вида

$$\begin{aligned}\dot{x} &= f(x, u), \\ y &= h(x, u),\end{aligned}$$

$x(t)$ – неизмеряемый n -мерный вектор переменных состояния, $y(t)$ и $u(t)$ – известные сигналы, соответственно, выход и управляющее воздействие.

С помощью некоторых математических манипуляций (подробнее см. в [6]), нелинейная модель может быть приведена к линейной регрессионной модели вида

$$q = \phi^T \theta,$$

где $q(t)$ – измеряемая переменная, $\phi(t)$ – известный вектор линейной регрессии и θ – вектор неизвестных постоянных параметров, представляющий собой неизвестные начальные условия от $x(t)$.

Именно через идентификацию θ осуществляется оценивание вектора $x(t)$. Для понимания процедуры восстановления вектора $x(t)$ рассмотрим упрощенную модель одноканальной нелинейной системы вида

$$\dot{x} = A(y)x + B(y, u), \quad (1)$$

$$y = C^T x, \quad (2)$$

где $A(y)$, $B(y, u)$ и C – известные матрица и векторы соответствующей размерности.

Построим модель аналогичную (1), (2)

$$\dot{\xi} = A(y)\xi + B(y, u). \quad (3)$$

Введем в рассмотрение вектор $e = \xi - x$ и матрицу Φ , являющуюся решением уравнения

$$\dot{\Phi} = A(y)\Phi.$$

Тогда, дифференцируя $e = \xi - x$ с учетом (1) и (3), получаем

$$\dot{e} = A(y)e. \quad (4)$$

Из [7] хорошо известно, что решение дифференциального уравнения (4) может представлено в виде

$$e(t) = \Phi(t)e(t_0) = \Phi(t)\theta.$$

Тогда для $x(t)$ имеем следующее алгебраическое уравнение

$$x = \xi - \Phi(t)\theta.$$

Таким образом задача восстановления $x(t)$ может быть сведена к идентификации вектора неизвестных параметров θ . Для идентификации вектора θ рассмотрим уравнение (2)

$$y = C^T x = C^T \xi - C^T \Phi(t) \theta.$$

Обозначим через $q = y - C^T \xi$ и $\phi^T = -C^T \Phi(t)$, тогда получаем искомую линейную регрессию вида

$$q = \phi^T \theta.$$

Для восстановления вектора неизвестных параметров θ могут быть использованы любые методы идентификации.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Astolfi A., Karagiannis D., Ortega R.** Nonlinear and adaptive control with applications. Springer Science & Business Media, 2007.
2. **Bernard P.** Observer design for nonlinear systems, volume 479. Springer, 2019.
3. **Besancon G.** Nonlinear observers and applications, volume 363. Springer, 2007.
4. **Khalil H. K.** High Gain Observers in Nonlinear Feedback Control. SIAM Publishers, 2017.
5. **Ortega R., Bobtsov A., Pyrkin A., Aranovskiy S.** A parameter estimation approach to state observation of nonlinear systems // Systems & Control Letters, 85:84–94, 2015.
6. **Ortega R., Bobtsov A., Nikolaev N., Schiffer J., Dochain D.** Generalized parameter estimation-based observers: Application to power systems and chemical–biological reactors // Automatica, 2021, 129, 109635.
7. **Демидович Б. П.** Лекции по математической теории устойчивости. Издательство «Наука». М. 1967.

A.A. Bobtsov (ITMO University, St. Petersburg), N.A. Nikolaev (ITMO University, St. Petersburg),
R. Ortega (ITAM, Mexico)

A new class of based on parametric identification observers for states of dynamic systems

The new design of observer for unknown state of nonlinear dynamical plants was considered. The essence of the approach is to convert the original nonlinear dynamic system to a static regression model with unknown constant parameters. This approach will extend the recently developed method for the design of observers based on the estimation of parameters, which are applicable to nonlinear systems with a special kind of algebraic constraints. Unlike the previous solution, the new approach avoids a pure integration procedure, which can cause unlimited values of motion trajectories in practical application.

**МАТЕРИАЛЫ
ОБЩИХ ЗАСЕДАНИЙ, 2022**

Верстка *Е.А. Дубровская*

Государственный научный центр Российской Федерации АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор»
197046, С.-Петербург, ул. Малая Посадская, 30.
Тел. (812) 499-82-93, факс (812) 232 33 76,
e-mail: editor@eprib.ru
<http://www.elektropribor.spb.ru>