

ISSN 2712-8687

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

6/2024

CONTROL  SCIENCES

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ

С. Н. Васильев, академик РАН,
И. А. Каляев, академик РАН,
Н. В. Кузнецов, чл.-корр. РАН,
В. А. Левин, академик РАН,
Н. А. Махутов, чл.-корр. РАН,
А. Ф. Резчиков, чл.-корр. РАН,
Е. А. Федосов, академик РАН

РЕДКОЛЛЕГИЯ

Ф. Т. Алескеров, д-р техн. наук,
В. Н. Афанасьев, д-р техн. наук,
Н. Н. Бахтадзе, д-р техн. наук,
В. Н. Бурков, д-р техн. наук,
В. М. Вишневский, д-р техн. наук,
А. О. Калашников, д-р техн. наук,
В. В. Клочков, д-р экон. наук,
С. А. Краснова, д-р техн. наук,
О. П. Кузнецов, д-р техн. наук,
А. А. Лазарев, д-р физ.-мат. наук,
В. Г. Лебедев, д-р техн. наук,
В. Е. Лепский, д-р психол. наук,
Н. Е. Максимова, канд. техн. наук
(ответственный секретарь),
А. С. Мандель, д-р техн. наук,
Р. В. Мещеряков, д-р техн. наук,
А. И. Михальский, д-р биол. наук,
Д. А. Новиков, академик РАН
(гл. редактор),
Б. В. Павлов, д-р техн. наук,
Ф. Ф. Пашенко, д-р техн. наук
(зам. гл. редактора),
Л. Б. Рапопорт, д-р физ.-мат. наук,
С. В. Ратнер, д-р экон. наук,
Е. Я. Рубинович, д-р техн. наук,
М. В. Хлебников, д-р физ.-мат. наук,
А. Д. Цвиркун, д-р техн. наук,
И. Б. Ядыкин, д-р техн. наук

РУКОВОДИТЕЛИ РЕГИОНАЛЬНЫХ РЕДСОВЕТОВ

Владивосток – О. В. Абрамов, д-р техн. наук,
Волгоград – А. А. Воронин, д-р физ.-мат. наук,
Воронеж – С. А. Баркалов, д-р техн. наук,
Курск – С. Г. Емельянов, д-р техн. наук,
Липецк – А. К. Погодаев, д-р техн. наук,
Пермь – В. Ю. Столбов, д-р техн. наук,
Ростов-на-Дону – Г. А. Угольницкий,
д-р техн. наук,
Самара – М. И. Гераськин, д-р экон. наук,
Саратов – В. А. Кушников, д-р техн. наук,
Тамбов – М. Н. Краснянский, д-р техн. наук,
Уфа – Б. Г. Ильясов, д-р техн. наук,
Челябинск – О. В. Логиновский, д-р техн. наук

ADVISORY BOARD

E. A. Fedosov, RAS¹ Academician,
I. A. Kalyaev, RAS Academician,
N. V. Kuznetsov, RAS Corr. Member,
V. A. Levin, RAS Academician,
N. A. Makhutov, RAS Corr. Member,
A. F. Rezchikov, RAS Corr. Member,
S. N. Vassilyev, RAS Academician

EDITORIAL BOARD

V. N. Afanas'ev, Dr. Sci. (Tech.),
F. T. Aleskerov, Dr. Sci. (Tech.),
N. N. Bakhtadze, Dr. Sci. (Tech.),
V. N. Burkov, Dr. Sci. (Tech.),
A. O. Kalashnikov, Dr. Sci. (Tech.),
V. V. Klochkov, Dr. Sci. (Econ.),
M. V. Khlebnikov, Dr. Sci. (Phys.-Math.),
S. A. Krasnova, Dr. Sci. (Tech.),
O. P. Kuznetsov, Dr. Sci. (Tech.),
A. A. Lazarev, Dr. Sci. (Phys.-Math.),
V. G. Lebedev, Dr. Sci. (Tech.),
V. E. Lepskiy, D. Sc. (Phych.),
A. S. Mandel, Dr. Sci. (Tech.),
N. E. Maximova, Cand. Sci. (Tech),
Executive Editor-in-Chief,
R. V. Meshcheryakov, Dr. Sci. (Tech.),
A. I. Michalski, Dr. Sci. (Biol.),
D. A. Novikov, RAS Academician,
Editor-in-Chief,
F. F. Pashchenko, Dr. Sci. (Tech.),
Deputy Editor-in-Chief,
B. V. Pavlov, Dr. Sci. (Tech.),
L. B. Rapoport, Dr. Sci. (Phys.-Math.),
S. V. Ratner, Dr. Sci. (Econ.),
E. Ya. Rubinovich, Dr. Sci. (Tech.),
A. D. Tsvirkun, Dr. Sci. (Tech.),
V. M. Vishnevsky, Dr. Sci. (Tech.),
I. B. Yadykin, Dr. Sci. (Tech)

LEADERS OF REGIONAL BOARDS

Chelyabinsk – O. V. Loginovskiy, Dr. Sci. (Tech.),
Kursk – S. G. Emelyanov, Dr. Sci. (Tech.),
Lipetsk – A. K. Pogodaev, Dr. Sci. (Tech.),
Perm – V. Yu. Stolbov, Dr. Sci. (Tech.),
Rostov-on-Don – G. A. Ougolnitsky,
Dr. Sci. (Tech.),
Samara – M. I. Geraskin, Dr. Sci. (Econ.),
Saratov – V. A. Kushnikov, Dr. Sci. (Tech.),
Tambov – M. N. Krasnyanskiy, Dr. Sci. (Tech.),
Ufa – B. G. Ilyasov, Dr. Sci. (Tech.),
Vladivostok – O. V. Abramov, Dr. Sci. (Tech.),
Vologograd – A. A. Voronin, Dr. Sci. (Phys.-Math.),
Voronezh – S. A. Barkalov, Dr. Sci. (Tech.)

¹Russian Academy of Sciences.



CONTROL SCIENCES
Научно-технический
журнал

6 номеров в год
ISSN 1819-3161 (Print)
ISSN 2712-8687 (Online)
Издается с 2003 года

УЧРЕДИТЕЛЬ и ИЗДАТЕЛЬ

Федеральное государственное
бюджетное учреждение науки
Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН

Главный редактор
академик РАН
Д.А. Новиков

Заместитель главного редактора
Ф.Ф. Пащенко

Ответственный секретарь
Н.Е. Максимова

Выпускающий редактор
Л.В. Петракова

Адрес редакции
117997, ГСП-7, Москва,
ул. Профсоюзная, д. 65, к. 410

Тел./факс (495) 198-17-20, доб. 1410

E-mail: pu@ipu.ru

Интернет: <http://pu.mtas.ru>
<http://controlsciences.org>

Опубликовано: 28 декабря 2024 г.

Свидетельство о регистрации
ПИ № ФС 77-49203 от 30 марта 2012 г.
выдано Министерством Российской
Федерации по делам печати,
телерадиовещания и средств массовых
коммуникаций

Свидетельство о регистрации
Эл № ФС 77-80482 от 17 февраля 2021 г.
выдано Федеральной службой
по надзору в сфере связи,
информационных технологий и
массовых коммуникаций

Журнал входит в RSCI на платформе
Web of Science и Перечень
рецензируемых научных изданий ВАК

Журнал включен в Российский индекс
научного цитирования (РИНЦ).
На сайте Научной электронной
библиотеки (www.elibrary.ru) доступны
полные тексты статей.

© Федеральное государственное
бюджетное учреждение науки
Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

6.2024

СОДЕРЖАНИЕ

Обзоры

Кулида Е. Л., Лебедев В. Г. Перспективные подходы
к прогнозированию оставшегося срока полезного
использования авиационных двигателей 3

Анализ и синтез систем управления

Белов А. А., Андрианова О. Г. Вычисление спектральной
энтропии случайного стационарного процесса 20

Управление в медико-биологических системах

Кубряк О. В., Ковальчук С. В. Искусственный сенсорный
компонент в системе человек – машина с комбинированной
обратной связью 27

Управление техническими системами и технологическими процессами

Круглов С. П. Адаптивное управление скалярным
объектом в форме вход – выход на основе
идентификационно-аппроксимационного подхода 38

Хроника

**Семнадцатая Международная конференция «Управление
развитием крупномасштабных систем» MLSD'2024 51**



CONTROL SCIENCES
Scientific Technical
Journal

6 issues per year

ISSN 1819-3161 (Print)

ISSN 2712-8687 (Online)

Published since 2003

FOUNDER and PUBLISHER

V.A. Trapeznikov

Institute of Control Sciences
of Russian Academy of Sciences

Editor-in-Chief

D.A. Novikov, RAS Academician

Deputy Editor-in-Chief

F.F. Pashchenko

Executive Editor-in-Chief

N.E. Maximova

Editor

L.V. Petrakova

Editorial address

65 Profsoyuznaya st., office 410,
Moscow 117997, Russia

☎ +7(495) 198-17-20, ext. 1410

✉ pu@ipu.ru

URL: <http://pu.mtas.ru>
<http://controlsciences.org>

Published: December 28, 2024

Registration certificate of
ПИ № ФС 77-49203 of 30 March 2012
issued by the Ministry of Press,
Broadcasting, and Mass Media
of the Russian Federation

Registration certificate of
Эл № ФС 77-80482 of 17 February 2021
issued by the Federal Service
for Supervision of Communications,
Information Technology, and Mass Media

The Journal is indexed in RSCI (Russian
Science Citation Index) on the platform
Web of Science and in the list of peer-
reviewed scientific publications of HAC

On the website of the Scientific electronic
library (www.elibrary.ru) full texts of
articles are available

© V.A. Trapeznikov
Institute of Control Sciences
of Russian Academy of Sciences

CONTROL SCIENCES

6.2024

CONTENTS

Surveys

Kulida, E. L. and Lebedev, V. G. Prospective Approaches
to Predicting the Remaining Useful Life of Aircraft Engines 3

Analysis and Design of Control Systems

Belov, A. A. and Andrianova, O. G. Calculating the Spectral
Entropy of a Stationary Random Process 20

Control in Medical and Biological Systems

Kubryak, O. V. and Kovalchuk, S. V. An Artificial
Sensory Component in a Man–Machine System
with Combined Feedback 27

Control of Technical Systems and Industrial Processes

Kruglov, S. P. Adaptive Control of a Scalar Plant
in the Input–Output Form Based on
the Identification–Approximation Approach 38

Chronicle

**17th International Conference on Management of Large-Scale
System Development (MLSD'2024)** 51

ПЕРСПЕКТИВНЫЕ ПОДХОДЫ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ОСТАВШЕГОСЯ СРОКА ПОЛЕЗНОГО ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ[#]

Е. Л. Кулида*, В. Г. Лебедев**

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва

*✉ elena-kulida@yandex.ru, **✉ lebedev-valentin@yandex.ru

Аннотация. Представлен обзор литературы, посвященной диагностике и прогнозированию оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей на основе глубокого обучения. Приведена формальная постановка задачи оценки оставшегося срока полезного использования. Рассмотрены основные архитектуры глубоких нейронных сетей, применяемые для обнаружения редких сбоях и прогнозирования следующих сбоях на основе данных мониторинга авиационных двигателей. Рассмотрено извлечение информативных признаков с помощью автоэнкодеров. Приводится структура ячеек долгой кратковременной памяти и механизма внимания, применяемых в глубоких нейронных сетях для прогнозирования оставшегося срока полезного использования. Рассматривается задача интеграции прогноза оставшегося срока полезного использования в планирование технического обслуживания на основе обучения с подкреплением.

Ключевые слова: диагностика авиационных двигателей, прогнозное техническое обслуживание, прогнозирование оставшегося срока полезного использования, глубокое обучение.

ВВЕДЕНИЕ

Стратегию технического обслуживания можно разделить на три основных типа, а именно на реактивное, плановое и прогнозное обслуживание. Реактивное обслуживание выполняется после возникновения неисправности оборудования. Отказы авиационных двигателей могут привести к большим экономическим потерям, экологическому ущербу и даже, в крайних случаях, к авариям [1]. Плановое обслуживание – это стратегия, при которой оборудование обслуживается через определенные промежутки времени по заранее определенному графику, что часто приводит к ненужным работам и связанным с ними затратам. Прогнозное обслуживание – это стратегия организации мероприятий по техническому обслуживанию в соот-

ветствии с состоянием целевых компонентов или систем и прогнозом развития отказов во время эксплуатации. Прогнозное обслуживание – это перспективная технология технического обслуживания, которая позволит добиться повышения надежности и безопасности при одновременном снижении затрат на техническое обслуживание путем оценки текущего состояния работоспособности в процессе эксплуатации и прогнозирования оставшегося срока полезного использования (англ. *Remaining Useful Life, RUL*).

Стратегия прогнозного обслуживания применяется все шире и шире, поскольку при таком обслуживании сводится к минимуму простой оборудования и ресурсы могут использоваться максимально эффективно. Таким образом, надежные инструменты прогнозирования и управления техническим состоянием становятся все более востребованными. Получение упреждающей оценки технического состояния и прогнозирование оставше-

[#] Исследование частично выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 23-19-00464).

гося срока полезного использования систем и/или оборудования, подвергающихся старению или деградации, признано очень важным для повышения эффективности эксплуатации летательных аппаратов (ЛА) и оптимизации их технического обслуживания [2]. Двигатель является сердцем самолета и причиной примерно 60 % всех отказов, поэтому диагностика и прогнозирование оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей имеют решающее значение для обеспечения безопасной эксплуатации ЛА и разработки планов технического обслуживания [3].

Техническое обслуживание по состоянию на основе актуальной информации, получаемой в процессе эксплуатации двигателя, осуществляется с целью своевременного обнаружения и предотвращения потенциальных неисправностей и дорогостоящего незапланированного технического обслуживания. В научной литературе имеется много исследований по разработке моделей для прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей [4–7]. В зависимости от применяемых подходов предлагаемые методы прогнозирования разделяются на три группы: основанные на физических моделях деградации двигателя, на основе обработки и анализа многомерных данных мониторинга работы двигателя и гибридные [8]. Использование моделей деградации требует понимания фундаментальных физических принципов работы и механизмов отказов двигателя [9, 10]. Учитывая сложность взаимосвязи между показаниями датчиков и оставшимся сроком полезного использования двигателя, реализовать адекватную математическую модель деградации очень сложно. Поэтому основные исследования сосредоточены на методах, базирующихся на данных, которые имеют преимущество при отсутствии точной математической модели или подробных экспертных знаний о двигателе, а также предоставляют возможность определения неизвестных аномалий [11]. Подход, основанный на обработке и анализе данных, предполагает диагностику двигателя с помощью собранных исторических эксплуатационных данных для прогнозирования будущего состояния [12–15]. Существенным недостатком этого подхода является отсутствие интерпретируемости моделей [16]. Для авиационных двигателей, которые используются в отрасли с высоким уровнем опасности, очень важно обеспечить интерпретируемость моделей при сохранении точности прогнозирования. Для того чтобы понять, почему традиционные модели машинного обучения работают хуже, чем модели глубокого обучения, авторы применяют метод LIME (*Local*

Interpretable Model-agnostic Explanations) для объяснения моделей «черного ящика» [17]. В статье [18] предлагается интерпретируемый метод прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей в сложных условиях эксплуатации с использованием пространственно-временных характеристик, включающий модуль интерпретации на основе гибридного механизма внимания для вывода интерпретируемых прогнозов.

Для решения проблемы оценки оставшегося срока полезного использования двигателя предложен также ряд гибридных подходов, основанных на физических моделях и анализе данных, которые показали многообещающую эффективность. В зависимости от того, какой тип информации обрабатывается и как фрагменты информации объединяются, предложены различные типы гибридных архитектур [19].

Методы, основанные на данных, подразделяются на контролируемые, если наборы данных содержат метки классов, и неконтролируемые, использующие неразмеченные данные. Поскольку получение размеченных данных требует больших затрат времени и усилий, в последнее время для прогнозирования оставшегося срока полезного использования в основном применяются неконтролируемые или полуконтролируемые методы, в которых данные размечены частично. Подходы к прогнозированию на основе данных включают классические методы машинного обучения, такие как метод случайного леса, метод k ближайших соседей, метод опорных векторов и его варианты, байесовские методы, градиентный бустинг и др. В последнее время все больше исследуются алгоритмы глубокого обучения с использованием автоэнкодеров, сверточных нейронных сетей, рекуррентных нейронных сетей (англ. *Recurrent Neural Networks*, RNN) с ячейками долгой краткосрочной памяти (англ. *Long Short-Term Memory*, LSTM) и блокируемой рекуррентной памяти (англ. *Gated Recurrent Unit*, GRU) [20]. Двухнаправленная LSTM (Bi-LSTM) [21] может использовать входную информацию большого радиуса действия в двух направлениях как из прошлого, так и из будущего контекста. Объединение Bi-LSTM путем соединения выхода нижнего уровня со входом более высокого уровня дает глубокую Bi-LSTM [22]. Выбор из большого количества вариантов конкретного алгоритма, который может дать хорошие результаты для конкретной ситуации, является непростой задачей. Сравнению разных подходов к решению проблемы и выбору оптимального из них посвящено много исследований [23].



Традиционные методы машинного обучения требуют извлечения информативных признаков и уменьшения размерности данных разработчиком, неудачная предобработка данных обычно приводит к неудовлетворительной производительности. Алгоритмы глубокого обучения способны автоматически извлекать абстрактные представления функций высокого уровня из огромных объемов необработанных данных датчиков без необходимости разработки функций, что вдохновляет все большее число ученых применять эти методы для прогнозирования оставшегося срока полезного использования [24]. При обработке больших объемов данных нейронная сеть справляется с выделением признаков гораздо лучше, чем человек [25]. В последнее время было показано, что модели глубокого обучения обеспечивают очень высокую производительность при обучении на больших наборах данных благодаря их способности сочетать автоматическое извлечение признаков с обучением [26].

Эксплуатационные данные, генерируемые датчиками технического состояния ЛА, крайне несбалансированы, поскольку отказы двигателей происходят во время полетов очень редко и данные смещены в сторону нормальной работы. В этом случае необходимы специальные методы анализа, способные противодействовать дисбалансу данных. В работах [27, 28] представлен метод обнаружения редких отказов для прогнозируемого обслуживания самолетов с применением подхода глубокого гибридного обучения на основе несбалансированного набора данных. Предлагаемая модель включает два этапа: на первом используется автоэнкодер для обнаружения редких сбоев, а на втором – сверточная нейронная сеть с двунаправленными управляемыми рекуррентными блоками Vi-GRU для прогнозирования следующего возникновения сбоя. Утверждается, что модель справляется с нерегулярными закономерностями и тенденциями; это помогает решить проблему несбалансированных данных. Модель состоит из глубоких нейронных сетей, автоматического кодировщика для обнаружения сбоев и двунаправленных сетей с вентилируемыми рекуррентными блоками в сочетании со сверточными нейронными сетями для изучения взаимосвязей между переменными.

В РФ технология предсказательного моделирования, в том числе для прогнозного технического обслуживания авиационных двигателей, успешно развивается в Сколковском институте науки и технологий и в использующей программное обеспечение собственной разработки компании DATADVANCE [29].

1. МОНИТОРИНГ И ДИАГНОСТИКА АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

1.1. Постановка задачи оценки оставшегося срока полезного использования

Во время полетов современных самолетов генерируются большие объемы данных мониторинга состояния, в частности, при работе двигателя Боинга 787 непрерывно контролируется около тысячи параметров [30], которые являются основой для оценки оставшегося срока полезного использования и прогнозного технического обслуживания.

Цель прогнозирования оставшегося срока полезного использования заключается в том, чтобы оценить промежуток времени между текущим моментом и временем выхода двигателя из строя. Задача оценки оставшегося срока полезного использования может быть сформулирована двумя способами: при первом способе задача заключается в определении того, существует ли вероятность отказа в течении следующих n временных шагов – задача многоклассовой классификации. Второй способ заключается в предсказании оставшегося времени работы до отказа, т. е. количества рабочих циклов до выхода двигателя из строя, – задача регрессии.

Рассматривается сценарий [31], в котором состояние работоспособности набора экземпляров инженерной системы (обозначаемых U) отслеживается и сохраняется в мультисенсорных данных до конца оставшегося срока полезного использования. Для каждого экземпляра системы $u \in U$ собранные мультисенсорные данные представляют собой многомерный временной ряд, обозначаемый $X^{(u)} = \{x_1^{(u)}, x_2^{(u)}, \dots, x_L^{(u)}\}$. Здесь L – последний жизненный цикл системы; $x_t \in \mathbb{R}^n$ – вектор размерности n , соответствующий показаниям n датчиков в момент времени t : $x_t^{(u)} = [x_{ij}^{(u)}]_{j=1}^n$. Набор показаний датчика до отказа $\{X^{(u)} | u \in U\}$. Цель – построить нелинейное отображение следующим образом:

$$f_{\Theta_p} : X^{(u)}(t, l) \rightarrow R_t^{(u)}, t \in \{l, l+1, \dots, L^{(u)}\},$$

где Θ_p – набор параметров, которые определяют в процессе обучения модели; $X^{(u)}(t, l)$ – подпоследовательность длины l для временного ряда $X^{(u)}$, начиная с момента времени $t - l + 1$, т. е.

$$X^{(u)}(t, l) = \{x_{t-l+1}^{(u)}, x_{t-l+2}^{(u)}, \dots, x_t^{(u)}\},$$

$R_t^{(u)}$ – значение оставшегося времени работы до отказа в момент времени t . Процедуры построения модели выполняются в автономном режиме. Как только модель нелинейного отображения хорошо обучена, ее можно использовать для прогнозирования оставшегося срока полезного использования для других экземпляров системы U^* в реальном времени. Для каждой системы $u^* \in U^*$ прогнозируемый оставшийся срок полезного использования определяется выражением

$$\hat{R}_t^{(u^*)} = f_{\Theta_p} \left(x_{t-l+1}^{(u^*)}, x_{t-l+2}^{(u^*)}, \dots, x_t^{(u^*)} \right),$$
$$t \in \{l, l+1, \dots, L^{(u^*)}\}.$$

С помощью обученной модели можно оценить оставшийся срок полезного использования рассматриваемой системы при помощи исторических и текущих данных датчиков.

Для сравнения различных предлагаемых моделей и методов и оценки их эффективности проводятся вычислительные эксперименты, для которых во многих случаях используется общедоступный набор данных турбовентиляторных двигателей C-MAPSS (*Commercial Modular Aero-Propulsion System Simulation*) от NASA [32, 33]. Этот популярный набор содержит данные, которые состоят из многовариантных временных данных от 21 датчика, полученных с помощью программы моделирования модульных авиационных двигательных установок. Набор данных состоит из четырех подгрупп, каждая из них разделена на обучающую выборку, в которой записаны данные мониторинга условий работы до отказа турбовентиляторных двигателей, и тестовую выборку, завершающуюся в определенной точке перед полным отказом. Цель – спрогнозировать оставшийся срок полезного использования для тестовых данных. Данные мониторинга состояния представляют собой данные многомерных временных рядов, имитирующих поведение авиационных двигателей. Данные мониторинга состояния загрязнены шумом, а начальное состояние износа и производственные отклонения турбовентиляторных двигателей неизвестны, что затрудняет точное прогнозирование оставшегося срока полезного использования [34].

В 2021 г. был опубликован новый набор данных о деградации турбовентиляторного двигателя – N-CMAPSS [35]. По сравнению с предыдущим набором данных моделирования деградации тур-

бовентиляторного двигателя N-CMAPSS обеспечивает траектории работы до отказа для небольшого парка авиационных двигателей в реалистичных условиях полета.

Для оценки модели регрессии обычно используется среднеквадратичная ошибка

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i^2)},$$

где e_i – это разность между прогнозируемым и истинным значениями оставшегося срока полезного использования. Точность модели классификации – это вероятность того, что класс будет предсказан правильно.

В работе [36] на основе данных C-MAPSS сравниваются методы регрессии и классификации с помощью методов машинного обучения: случайного леса (англ. *Random Forest*, RF), опорных векторов (англ. *Support Vector Machine*, SVM) и глубокого обучения на основе LSTM для оценки оставшегося срока полезного использования. Оценка RMSE для метода регрессии такова: для RF – 19,98, для LSTM – 20,91, для SVM – 20,512. Метод RF является лучшим при реализации метода регрессии. Однако результаты исследования показывают, что метод классификации для этой задачи работает лучше и быстрее, чем метод регрессии. Оценка точности метода классификации для LSTM – 98,7 %, для SVM – 95,6 % и для RF – 90,3 %. Метод классификации на основе LSTM точнее и быстрее, по сравнению с другими методами в этом исследовании, при расчете оставшегося срока полезного использования для прогнозного обслуживания авиационного двигателя.

В работе [37] исследуется точность различных моделей машинного обучения и глубокого обучения для прогнозирования технического обслуживания авиационного двигателя. Здесь для прогнозирования отказа авиационного двигателя из набора данных C-MAPSS в течение заранее определенного количества циклов используются методы глубокого обучения (LSTM, Bi-LSTM, RNN, Bi-RNN GRU) и традиционные методы машинного обучения (метод случайного леса, k ближайших соседей, наивный байесовский классификатор и градиентный бустинг). Высокая точность 97,8, 97,14 и 96,42 % достигается с помощью GRU, Bi-LSTM и LSTM соответственно, что означает способность моделей на ранней стадии прогнозировать необходимость технического обслуживания авиационных двигателей.

Глубокое обучение обеспечивает также существенное повышение производительности по сравнению с традиционными методами [38].



1.2. Извлечение признаков с помощью автоэнкодеров

Данные мониторинга двигателей сложны и многомерны, поэтому для неконтролируемого обнаружения аномалий необходимо извлечь из них высокоуровневые признаки. Для извлечения признаков из сложных и многомерных неразмеченных наборов данных в последнее время часто используются автоэнкодеры (*autoencoders*). Автоэнкодер состоит из двух частей: кодера и декодера. Входной вектор $x \in R^n$ с помощью функции кодирования отображается в скрытое представление $h \in R^m$:

$$h = f_{\theta}(x) = S_1(Wx + b),$$

$$S_1(x) = \max(0, x),$$

где W – весовая матрица размера $m \times n$; $b \in R^m$ – вектор смещения; $S_1(\cdot)$ – функция активации ReLU.

Затем скрытое представление при помощи функции декодирования отображается в выходной вектор:

$$z = g_{\theta'}(h) = S_2(W'h + b'),$$

$$S_2(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}},$$

где W' – весовая матрица размера $n \times m$; b' – вектор смещения; $S_2(\cdot)$ – функция активации tanh.

Целевая функция модели – сумма всех квадратичных ошибок между входным и выходным векторами:

$$J(\theta, \theta') = \sum_{x \in V} L(x, z),$$

где L – квадратичная ошибка; V – обучающий набор данных.

Целевая функция минимизируется с помощью алгоритма обратного распространения ошибки для нахождения оптимальных параметров $\{\theta, \theta'\} = \{W, b, W', b'\}$.

Для построения глубокого автоэнкодера обучающий набор данных разделяется на несколько мини-пакетов, обновление параметров происходит на основе минимизации функции потерь для мини-пакета:

$$L(x, z) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|x_k - z_k\|^2,$$

где K – размер мини-пакета.

Для построения глубокой многоуровневой нейронной сети предыдущий скрытый слой используется в качестве входных данных для следующего слоя. Многомерные данные преобразуются

в низкоразмерные путем обучения многослойной нейронной сети с небольшим центральным слоем для восстановления многомерных входных векторов. В работе [39] показано, что автоэнкодеры в качестве инструмента для уменьшения размерности данных работают намного лучше, чем метод главных компонент. Для точной настройки весов в сетях автоэнкодеров применяется градиентный спуск. Утверждается, что уменьшение размерности с помощью глубоких автоэнкодеров будет очень эффективным при условии, что компьютеры достаточно быстрые, наборы данных достаточно большие, а начальные веса достаточно близки к хорошему решению.

Однако традиционные глубокие автоэнкодеры плохо справляются с несбалансированными данными, в то время как данные мониторинга двигателей крайне несбалансированы, поскольку данных о нормальной работе существенно больше, чем об аномальной, а образцов некоторых видов аномальной работы вообще может не быть. В работе [40] представлен оптимизированный глубокий автоэнкодер для обнаружения аномалий работы газовых турбин на основе неразмеченных данных эксплуатации. В его основе лежит механизм, который позволяет автоматически удалять аномальные выборки из неразмеченного обучающего набора и обучать автоэнкодер с использованием только нормальных выборок. Это позволяет сделать ошибки при декодировании аномальных выборок более отличимыми от ошибок при декодировании нормальных выборок.

Оптимизированный автоэнкодер состоит из двух традиционных глубоких автоэнкодеров и алгоритма кластеризации. Первый автоэнкодер обучается на исходном наборе, а обученная модель используется для расчета ошибок для входных векторов. Индикатором аномалии служит ошибка реконструкции между входным вектором и его низкоуровневой реконструкцией. Полученные ошибки при помощи алгоритма кластеризации разбиваются на два класса, при этом выборки с большими ошибками реконструкции рассматриваются как аномальные выборки. Формируется новый обучающий набор из кластера векторов с небольшими ошибками. По сравнению с исходным набором новый обучающий набор содержит меньше или даже совсем не содержит векторов для аномальных состояний. Второй автоэнкодер, обученный минимизировать ошибки декодирования на новом обучающем наборе, сможет лучше обнаруживать аномалии (рис. 1) [40]. После этого изученные при помощи оптимизированного автоэнкодера ошибки реконструкции и скрытые функции

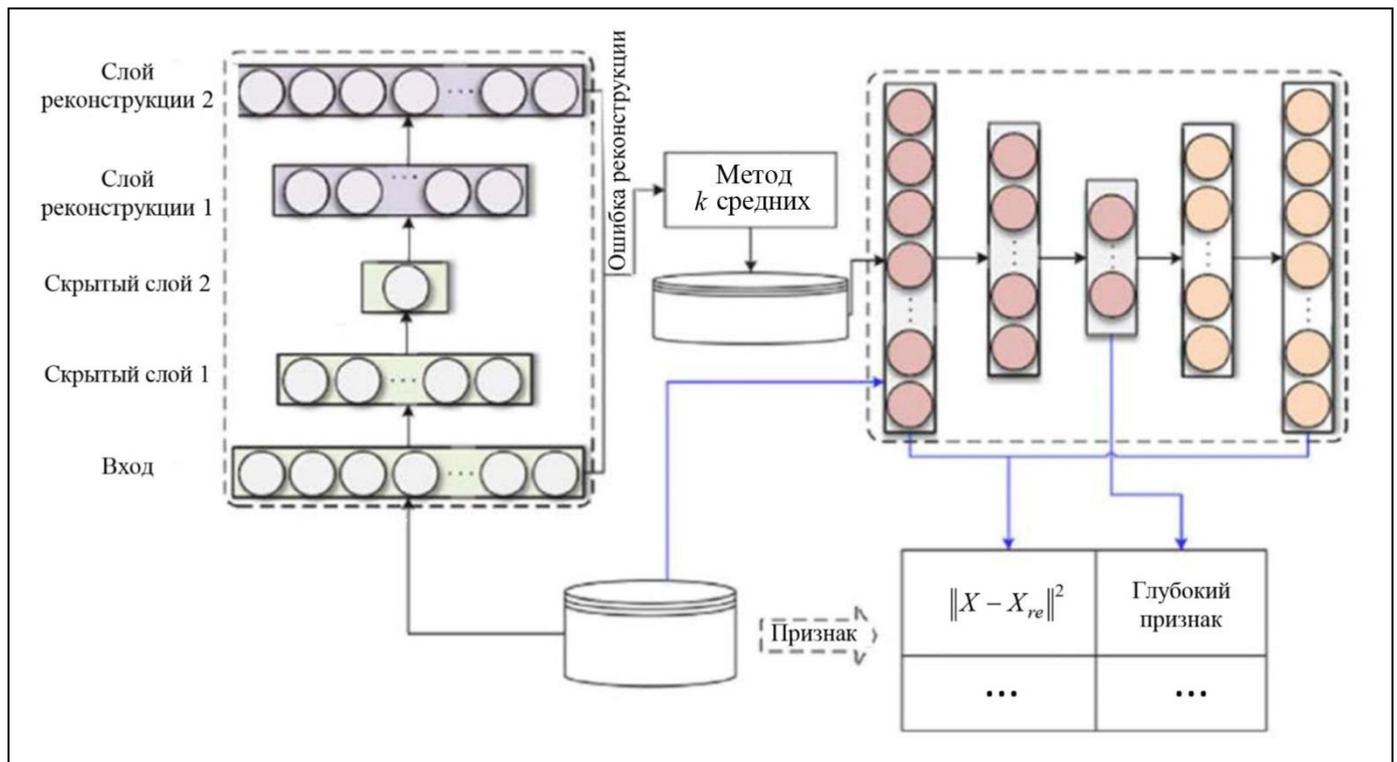


Рис. 1. Оптимизированный глубокий автоэнкодер

из исходных выборок вместе передаются в изолирующий лес для неконтролируемого обнаружения аномалий. Авторы предлагают использовать образцы нескольких двигателей, поскольку это хорошо устраняет негативное влияние отдельных различий механизмов на обнаружение аномалий и эффективно решает проблему недостаточного обучения, вызванную недостаточным количеством образцов для одного двигателя.

1.3. Модели на основе сверточных нейронных сетей

Одним из широко применяемых подходов глубокого обучения являются сверточные нейронные сети. Популярность сверточных нейронных сетей объясняется их способностью читать, обрабатывать и извлекать наиболее важные характеристики двумерных данных, что способствует высокой производительности, особенно для классификации изображений. Данные мониторинга авиационных двигателей, представляющие собой многомерные временные ряды длиной M и шириной N (длина M – это количество временных шагов в данных, а ширина N – это количество переменных в многомерном временном ряду), можно использовать в качестве входных данных для сверточных нейронных сетей, как показано на рис. 2 [28].

При преобразовании данных временных рядов одномерное сверточное ядро имеет такую же ши-

рину N . Ядро движется сверху вниз, выполняя свертки до конца ряда. Элементы временного ряда, охватываемые в данный момент времени (окно), умножаются на элементы сверточного ядра, результаты умножения складываются и к этой сумме применяется нелинейная функция активации. Полученное значение становится элементом следующей новой отфильтрованной серии. Затем ядро переходит к созданию следующего значения. Максимальное объединение применяется к каждой отфильтрованной серии векторов. Выбирается наибольшее значение вектора, которое используется в качестве входных данных для обычного полносвязного слоя. Стандартная структура искусственной нейронной сети обычно состоит из входного слоя, одного или нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Количество скрытых слоев и нейронов, используемых для достижения оптимального решения, варьируется в зависимости от ситуации и выбирается путем проб и ошибок.

В работах [41, 42] рассматривается регрессионный подход на основе глубокой сверточной нейронной сети для оценки оставшегося срока полезного использования, фильтры свертки и объединения применяются во временном измерении к данным многоканального датчика для систематического автоматического изучения характеристик по необработанным сигналам. В статье [43] предлагается многомасштабная глубокая сверточная

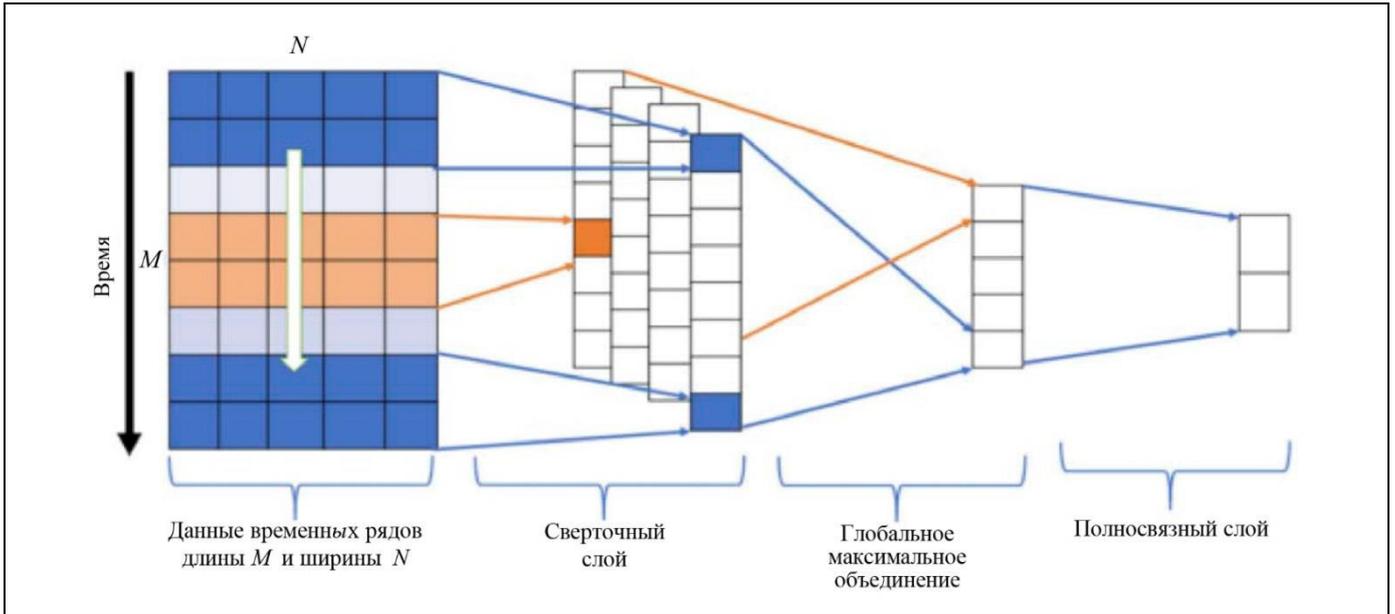


Рис. 2. Сверточная сеть для данных временного ряда

нейронная сеть, которая имеет различные сверточные фильтры разных размеров для извлечения более подробных характеристик для оценки оставшегося срока полезного использования. Предлагаемый подход оценивается и сравнивается с другими методами (глубокой нейронной сетью, рекуррентной нейронной сетью, сетью с LSTM и глубокой сверточной нейронной сетью) на наборе данных C-MAPSS. В публикации [44] отмечается, что согласно проведенному моделированию для задачи многоклассовой классификации на основе доступных наборов данных NASA, подход с трансформацией временных рядов в изображения с последующим применением сверточной нейронной сети показал приемлемые результаты при прогнозировании оставшегося срока службы авиационных двигателей. К дальнейшему улучшению результатов может привести увеличение количества данных для обучения модели.

1.4. Модели на основе рекуррентных нейронных сетей

Рекуррентные нейронные сети – это нейронные сети, содержащие обратные связи. Такие сети хорошо подходят для обработки временных рядов. Для входной временной последовательности $x = (x_1, \dots, x_r)$ рекуррентная нейронная сеть дает скрытую последовательность векторов $h = (h_1, \dots, h_r)$ и в результате – последовательность выходных векторов $y = (y_1, \dots, y_r)$. Уравнения итерационного расчета имеют следующий вид во временном диапазоне $t = \overline{1, T}$:

$$h_t = H(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h),$$

$$y_t = W_{hy}h_t + b_y,$$

где W – весовые матрицы; b – векторы смещения; H – функция активации, которая обычно является сигмоидной функцией.

Обычная рекуррентная нейронная сеть представляет собой цепочку повторяющихся модулей, которые используют только предыдущие входные данные. В двунаправленных рекуррентных нейронных сетях (англ. *Bidirectional Recurrent Neural Networks, BRNN*) [45] последовательность входных данных подается в два скрытых слоя, как показано на рис. 3. Двунаправленный подход обеспечивает возможность использования как прошлого, так и будущего контекста.

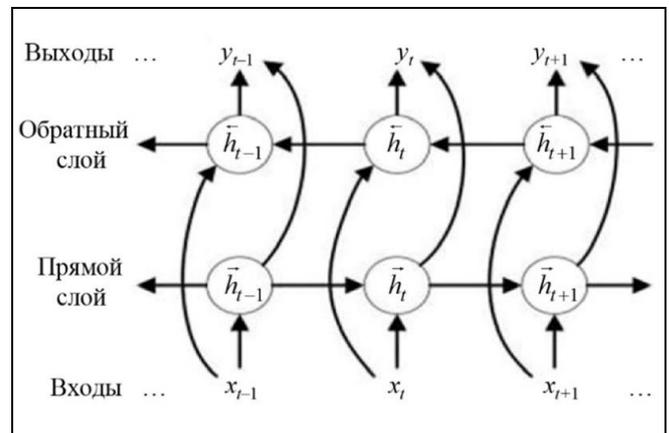


Рис. 3. Двунаправленная рекуррентная нейронная сеть

В работе [46] предлагается метод ансамбля глубоких двунаправленных рекуррентных нейронных сетей для прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационного двигателя. Предлагаемый метод проверен с использованием наборов данных C-MAPSS. Результаты эксперимента показывают, что предложенный метод достигает высокой производительности.

При обучении на длинных последовательностях данных в рекуррентной нейронной сети может возникнуть проблема уменьшения (исчезновения) или стремительного увеличения (взрыва) градиента. Кроме того, с помощью рекуррентной нейронной сети не удастся выявлять долгосрочные последовательные зависимости. Важной разновидностью рекуррентных нейронных сетей являются сети, в которых используются ячейки LSTM и GRU – благодаря их структуре информация может сохраняться в течение длительного времени.

1.5. Модели для изучения долгосрочных зависимостей на основе LSTM

Блок LSTM [47] – это специально разработанная ячейка памяти, в которую добавлена система фильтров, ограничивающих информационный поток. Функция фильтров обычно представляет собой сигмоидную функцию, значение выходного сигнала которой находится в диапазоне от 0 до 1 и определяет, какую долю информации следует пропустить. Структура LSTM из работы [48] показана на рис. 4.

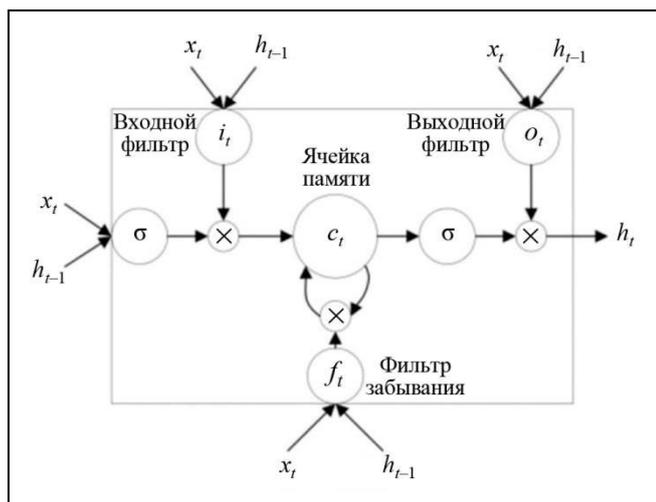


Рис. 4. Ячейка памяти LSTM

Функции фильтров описываются следующими уравнениями:

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i),$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f),$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o),$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c),$$

$$h_t = o_t \odot \tanh c_t,$$

где i, f, o – соответственно входной фильтр, фильтр забывания и выходной фильтр; c обозначает ячейку памяти; h обозначает скрытую векторную последовательность; σ – сигмоидная функция активации; \odot – поэлементное умножение векторов. Уравнения трех элементов имеют одинаковую структуру, однако весовые матрицы имеют разные значения. Входной фильтр i управляет информацией, поступающей в ячейку памяти c_t . Фильтр забывания f управляет информацией последней ячейки памяти c_{t-1} , накапливаемой в текущей ячейке памяти c_t . Выходной фильтр o влияет на информацию, поступающую в скрытое состояние h_t . Система фильтров позволяет избежать проблем с исчезновением или взрывом градиента.

Глубокие архитектуры позволяют модели изучать необработанные входные данные высокого уровня и находить долгосрочные зависимости в последовательностях, поэтому они хорошо подходят для прогнозирования оставшегося срока полезного использования. Многие исследователи предлагают свои модели на основе LSTM для прогнозирования отказов авиационных двигателей и, сравнивая их с более ранними подходами, утверждают, что методы на основе LSTM улучшают прогнозирование оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей и обеспечивают лучшую производительность [3, 49, 50]. В работе [51] предложен метод, который сочетает в себе одномерную сверточную сеть с полным сверточным слоем и сеть с LSTM для прогнозирования оставшегося срока полезного использования турбовентиляторных двигателей. Для решения проблемы несбалансированных данных в статье [52] представлена общая структура прогнозирования неисправностей, включающая методы обучения функций автоэнкодера на основе LSTM. Проблемы, связанные с воздействием шума в сложных операциях и различных аномальных условиях, решаются в работе [53] на основе двухканальной модели нейронной сети LSTM. В публикации [54] для решения проблемы прогнозирования оставшегося срока полезного использования представлена модель, объединяющая систему широкого обучения для извлечения признаков и LSTM для обработки информации временных рядов. В статье [55]

рассматривается двунаправленный управляемый рекуррентный блок с ячейками GRU, которые предназначены для решения проблемы исчезновения градиента. Предлагаемый метод оценивается с использованием данных реальной системы технического обслуживания самолетов. Результаты оценки свидетельствуют, что метод эффективен для прогнозирования отказов компонентов в течение заранее определенного значимого периода времени.

1.6. Механизм внимания

Входные характеристики, предоставляемые несколькими датчиками, по-разному влияют на деградацию системы. Результаты прогнозирования

оставшегося срока полезного использования имеют разные зависимости от входных данных на разных временных шагах, а временная корреляция может меняться с изменением степени деградации. Таким образом, необходимо сосредоточиться на более важной информации среди многочисленных входных данных, чтобы получить удовлетворительную точность прогнозирования. Руководствуясь этим фактом, исследователи разрабатывают механизмы внимания как важную часть модели прогнозирования для выбора наиболее релевантных входных функций, а также для адаптивного извлечения временной корреляции.

Как показано на рис. 5 из работы [31], механизм внимания к признакам в основном состоит из многослойного перцептрона и слоя softmax.

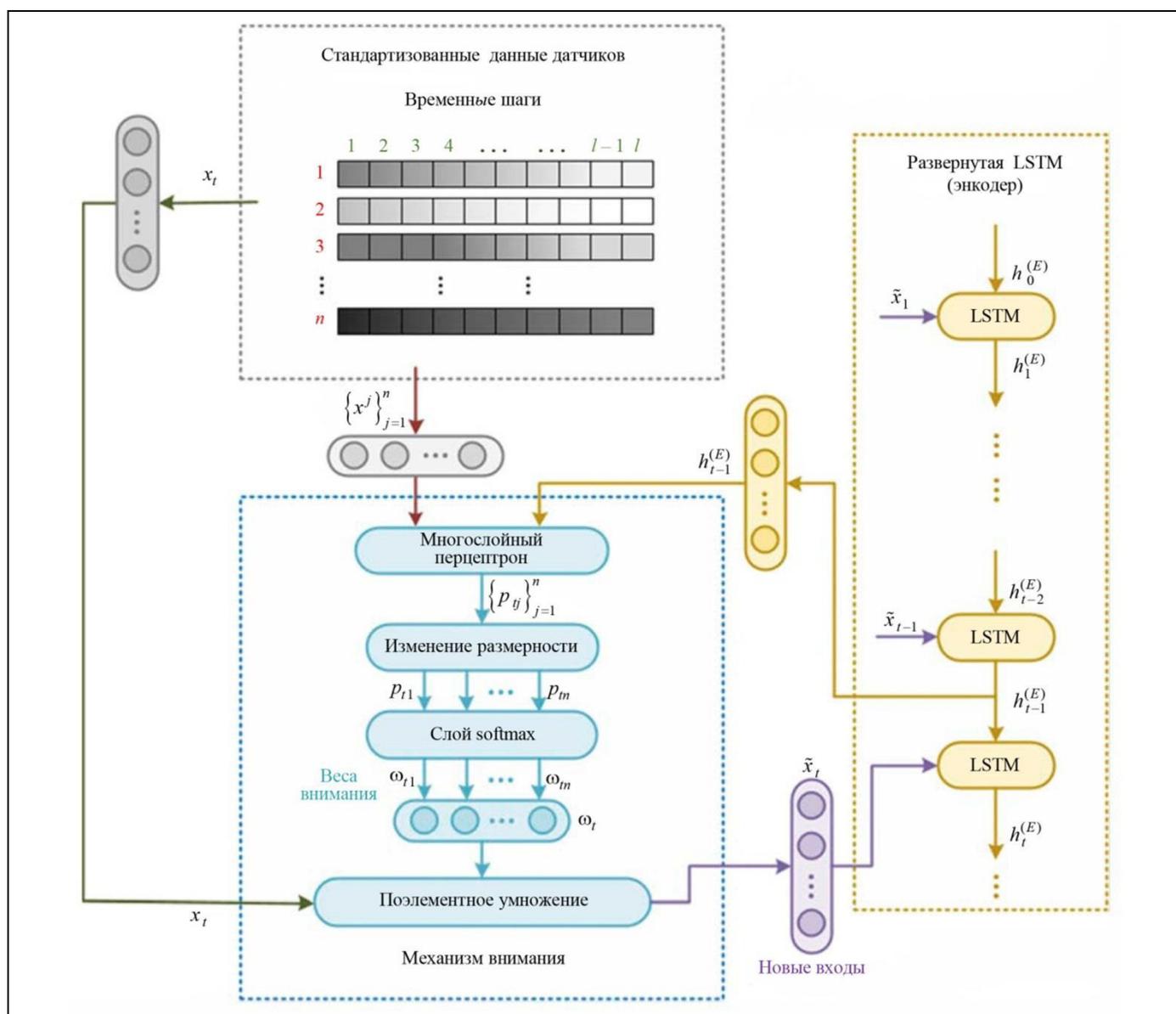


Рис. 5. Механизм внимания к признакам

На каждом временном шаге каждый входной признак оценивается с помощью многослойного перцептрона, обращаясь к предыдущему скрытому состоянию кодера:

$$p_{ij} = v_p^T \tanh\left(W_p \left[h_{t-1}^{(E)}; x^j + b_p \right]\right),$$

где p_{ij} представляет собой оценку внимания данных j -го датчика в момент времени t ; $x^j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}]^T \in \mathbb{R}^l$ – временной ряд j -го датчика; $h_{t-1}^{(E)}$ – предыдущее скрытое состояние кодера. Здесь m – количество скрытых нейронов кодера; $v_p \in \mathbb{R}^l$, $W_p \in \mathbb{R}^{l \times (m+l)}$ и $b_p \in \mathbb{R}^l$ – весовые матрицы и вектор смещения, которые необходимо определить в процессе обучения.

Затем вес внимания каждой входной функции можно определить с помощью слоя softmax:

$$\varpi_{ij} = \frac{\exp(p_{ij})}{\sum_{j=1}^n \exp(p_{ij})},$$

где ϖ_{ij} – вес внимания данных j -го датчика в момент времени t , который отражает важность данных j -го датчика. Используя веса внимания, можно взять выборку входных данных на основе важности с помощью операции

$$\tilde{x}_t = \varpi_t \odot x_t,$$

где \tilde{x}_t соответствует вновь вычисленному входному сигналу в момент времени t ; $[\varpi_{ij}]_{j=1}^n = [\varpi_{t1}, \varpi_{t2}, \dots, \varpi_{tn}] \in \mathbb{R}^n$ – вектор веса внимания в момент времени t .

В работе [56] предлагается модифицированный метод LSTM с механизмом внимания, который улучшает прогнозирование оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей. В публикации [57] для достижения более точных результатов прогнозирования сверточная сеть используется с механизмом внимания для сбора информации о долгосрочных временных рядах. В статье [24] для оценки оставшегося срока полезного использования авиационного двигателя предлагается архитектура, основанная на сверточной нейронной сети и механизме двойного внимания для придания большего веса более значимым характеристикам на критических временных этапах.

В работе [58] предложена архитектура глубокого обучения, называемая сетью дистанционного самовнимания, основанная на объединении исто-

рической информации и данных в реальном времени. В предлагаемом методе разработана функция расстояния для улучшения возможности извлечения признаков; объединение данных основано на рекуррентной нейронной сети. Эффективность метода для оценки оставшегося срока полезного использования проверена при помощи данных C-MAPSS. Утверждается, что метод превосходит типичные методы, основанные на сверточной нейронной сети или сети с LSTM, поскольку значение среднеквадратичной ошибки RMSE уменьшилось на 7,3 % ~ 25,3 %.

1.7. Модели на основе архитектуры трансформера

Многие представленные выше модели хорошо себя зарекомендовали при работе с данными моделирования C-MAPSS. Однако в новых работах вместо использования сверточных и рекуррентных нейронных сетей для оценки оставшегося срока полезного использования авиационного двигателя в реальных, а не моделируемых условиях полета предлагается использовать предложенную в 2017 г. архитектуру трансформера [59].

Этот вид нейросетевой архитектуры использует механизм многоголового самовнимания, который позволяет динамически оценивать важность различных элементов в последовательности и хорошо подходит для обработки последовательностей данных. Главное преимущество моделей на основе трансформеров заключается в их способности обрабатывать долгосрочные зависимости в последовательностях, преодолевая проблему исчезновения градиента, присущую рекуррентным сетям. Кроме того, эта архитектура позволяет обрабатывать входные последовательности параллельно.

В докладе [60] предлагается модель оценки оставшегося срока полезного использования турбовентиляторных двигателей, основанная на архитектуре трансформера. Для извлечения функций из входных данных переменной длины применяется механизм самовнимания с несколькими головками, позволяющий улавливать особенности каждого режима в реальных условиях полета. В работах [61, 62] двухаспектное самовнимание на основе трансформера предназначено для обеспечения детального понимания как временной динамики, так и вклада отдельных датчиков для реализации более полных возможностей прогнозирования оставшегося срока полезного использования турбореактивного двигателя. В статье [63] предлагается двухступенчатая структура иерархического трансформера для фиксации как временных, так и сенсорных переменных для прогнозирования и



используется иерархическая структура кодера – декодера для захвата временной информации в различных временных масштабах. В публикации [64] особое внимание уделяется надежности прогнозирования оставшегося срока полезного использования турбовентиляторных двигателей с учетом количественной оценки неопределенностей, связанных как с ошибкой модели, так и со случайностью в данных.

1.8. Сравнение методов прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей

Для повышения точности прогнозирования предлагаются гибридные модели, построенные на основе сочетания различных архитектур, что позволяет решать проблемы нерегулярных закономерностей и тенденций, вызванных неравномерностью распределения данных.

В работах [63, 65] приводится сравнение различных методов прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей. В таблице представлены оценки следующих методов:

- подход на основе глубокой сверточной нейронной сети (CNN) [41],
- сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM) [66],
- двунаправленная сеть с долгой краткосрочной памятью (BiLSTM) [48],
- многоголовочная архитектура, использующая параллельные ответвления CNN последовательно с LSTM (*Multi-head CNN+LSTM*) [67],
- стролируемый сверточный трансформер (англ. *Gated Convolutional Transformer, GCT*) [68],
- модель, которая извлекает признаки данных на основе системы широкого обучения и использует LSTM для обработки временных рядов (B-LSTM) [54],

- трансформер на основе двухаспектного самовнимания (англ. *Dual-Aspect Self-attention Transformer, DAST*) [61],

- трансформер на основе двунаправленного LSTM автоэнкодера (BiLSTM-DAE Transformer) [65],

- двухэтапный иерархический трансформер на основе внимания (англ. *two-stage attention-based hierarchical Transformer, STAR*) [63].

Для оценки эффективности методов используются две метрики: среднеквадратичная ошибка RMSE и оценка Score.

Оценка эффективности Score вводит меньший штраф, если $y_i < y_i$, за упреждающее планирование технического обслуживания. Если $y_i > y_i$, то применяется больший штраф из-за более серьезных последствий, когда техническое обслуживание выполняется слишком поздно.

$$Score = \begin{cases} \sum_{i=1}^N e^{-\left(\frac{y_i - y_i}{13}\right)} - 1, & y_i - y_i < 0, \\ \sum_{i=1}^N e^{-\left(\frac{y_i - y_i}{10}\right)} - 1, & y_i - y_i \geq 0. \end{cases}$$

Здесь y_i – прогнозируемый RUL; y_i – истинный RUL; N – количество последовательностей выборок в наборе данных.

Для сравнения и оценки моделей используется общедоступный набор данных турбовентиляторных двигателей C-MAPSS, содержащий четыре подгруппы данных: FD001, FD002, FD003, FD004. Данные в каждой подгруппе предназначены для оценки производительности модели в различных условиях. Эксплуатационные условия и режимы неисправностей создают дополнительную сложность набора данных, делая его подходящим эталоном для оценки эффективности предиктивных моделей.

Сравнение моделей прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей

Метод	Значения метрик для разных подгрупп данных							
	FD001		FD002		FD003		FD004	
	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score	RMSE	Score
CNN (2016)	18,45	1290	30,29	13600	19,82	1600	29,16	7890
LSTM (2017)	16,14	338	24,49	4450	16,18	852	28,17	5550
BiLSTM (2018)	13,65	295	23,18	4130	13,74	317	24,86	5430
Multi-head CNN+LSTM (2020)	12,19	259	19,93	4350	12,85	343	22,89	4340
GCT (2021)	11,27	–	22,81	–	11,42	–	24,86	–
B-LSTM (2022)	12,45	279	15,36	4250	13,37	356	16,24	5220
DAST (2022)	11,43	203	15,25	924,96	11,32	154	18,36	1490
BiLSTM-DAE Transformer (2023)	10,98	186	16,12	2937	11,14	252	18,15	3840
STAR (2024)	10,61	169	13,47	784	10,71	202	15,87	1449

2. ПЛАНИРОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ АВИАЦИОННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

В § 1 рассмотрены методы прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей. Возникает задача интеграции такого прогноза в планирование технического обслуживания, которая рассматривается в нескольких исследованиях.

Метод обучения с подкреплением широко применяется для решения различных задач, в том числе для оптимального прогнозирования технического обслуживания в различных формах – от ранней диагностики до прямого предложения действий по техническому обслуживанию [69]. Подход на основе обучения с подкреплением был предложен в работе [70] для решения задачи оптимизации долгосрочного обслуживания самолета. Предлагаемый метод использует информацию о будущем полете самолета, стоимости ремонта, прогнозах, управлении состоянием и т. д. для принятия решений по последовательному техническому обслуживанию в режиме реального времени. Интеграция модели обучения с подкреплением для сотрудничества человека и искусственного интеллекта при планировании технического обслуживания и визуализация индикаторов технического обслуживания по состоянию были предложены в статье [71]. В публикации [72] предлагается применять обучение с подкреплением для планирования задач по техническому обслуживанию. Подход состоит из статического алгоритма для долгосрочного планирования и адаптивного алгоритма для перепланирования на основе оптимального принятия решений по техническому обслуживанию в случае непредвиденных событий. В исследовании [73] представлен метод прогнозирования внеплановых действий по техническому обслуживанию самолетов путем применения методов глубокого обучения с подкреплением и данных из журналов центральной системы технического обслуживания самолетов.

В работе [74] предложена система динамического технического обслуживания парка самолетов, в которой прогнозы оставшегося срока полезного использования компонентов периодически обновляются. Планирование задач по техническому обслуживанию инициируется, как только срабатывает сигнал тревоги. Сигналы тревоги основаны на изменении прогнозов с течением времени. Задачи планируются с применением подхода «скользящий горизонт» с временными окнами. В каждом временном окне интервалы времени, в которых запланировано техническое обслуживание, определяются при помощи целочисленного линей-

ного программирования. Параметры структуры обслуживания получаются с помощью генетического алгоритма.

Предлагаемая структура технического обслуживания иллюстрируется на примере парка из 20 самолетов из набора данных C-MAPSS; каждый из самолетов оснащен двумя турбовентиляторными двигателями. Прогнозы оставшегося срока полезного использования турбовентиляторных двигателей получаются с использованием сверточной нейронной сети и обновляются каждый день. Результаты показывают, что вследствие несовершенного прогнозирования отказы двигателей по-прежнему происходят из-за ограниченного количества мест для обслуживания или из-за ограниченного количества задач по техническому обслуживанию, которые можно выполнить за ограниченное время. По сравнению со случаем идеального прогнозирования затраты на техническое обслуживание выше на 24,4 %.

В прогнозировании большое значение имеет учет неопределенности, присущей моделям и данным. В результате, чтобы прогноз оставшегося срока полезного использования имел смысл, он должен по крайней мере сопровождаться доверительными интервалами и, что еще лучше, описанием через распределения вероятностей, если это возможно, или нечеткими представлениями [75].

В работе [76] предлагается подход к интеграции распределения вероятностей оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей в оптимальное планирование замены двигателей. Вероятностные прогнозы рассчитываются на основе сверточных нейронных сетей и метода исключения Монте-Карло [77]. С использованием полученных вероятностных прогнозов разрабатывается метод на основе глубокого обучения с подкреплением для планирования технического обслуживания авиационных двигателей. Целью является оптимальное планирование замены двигателей, чтобы избежать отказов и свести к минимуму потерянный срок использования двигателей [76].

График технического обслуживания обновляется каждые D летных циклов. На шаге принятия решения t по измерениям датчиков x_t оценивается $p_{k,t}$ – предполагаемая вероятность того, что оставшийся срок полезного использования двигателя меньше или равен k циклам при x_t :

$$p_{k,t} = P(R_t \leq k | x_t) \text{ для } k \in \{1, \dots, D\}.$$

Двигатель выходит из строя на k -м цикле, если $k-1 < \rho_t \leq k$, где ρ_t – истинный оставшийся срок полезного использования двигателя; R_t – оценка



ρ_t – прогнозируемый оставшийся срок полезного использования двигателя в начале шага t .

Состояние s_t определяется предполагаемым распределением $p_{k,t}$ для следующих D летных циклов:

$$s_t = [p_{1,t}, \dots, p_{D,t}].$$

На основе состояния s_t агент выбирает действие:

$$a_t = \begin{cases} k, & 0 < k \leq D - \text{заменить двигатель в цикле } k, \\ K, & K > D - \text{не заменять двигатель.} \end{cases}$$

Если агент решает не заменять двигатель, то на следующем шаге $t+1$ измерения датчиков x_t и распределения $p_{k,t}$ обновляются. Это позволяет принимать решения на основе последних прогнозов.

Награда r_t на шаге t зависит от значений a_t и ρ_t :

$$r_t = \begin{cases} -c_{\text{sch}}(k), & \text{если } (k-1 < a_t \leq k) \& (\rho_t > k), \\ -c_{\text{sch}}, & \text{если } (k-1 < a_t \leq k) \& (\rho_t \leq k), \\ -c_{\text{uns}}, & \text{если } (a_t > D) \& (\rho_t \leq D), \\ 0, & \text{если } (a_t > D) \& (\rho_t > D), \end{cases}$$

где $c_{\text{sch}}(k) = c_0 - c_1 k$ – стоимость плановой замены двигателя в цикле k ; $c_0 > 0$ – фиксированная стоимость замены; $c_1 > 0$ – штраф за досрочную замену; $c_{\text{uns}} > c_0$ – стоимость внеплановой замены.

Агент выбирает действие a_t в состоянии s_t на основе стратегии $\pi(a_t | s_t)$, которая определяет вероятность выбора действия a_t в состоянии s_t . Оптимальная стратегия π^* максимизирует ожидаемое вознаграждение:

$$J(\pi) = \sum_t \mathbb{E}_{(s_t, a_t) \sim \pi} [\gamma^t r_t(s_t, a_t)],$$

где γ – коэффициент дисконтирования; $\rho_\pi(s_t, a_t)$ – распределение траекторий состояние – действие при следовании стратегии π .

Для обучения агента используется мягкий алгоритм «исполнитель-критик» [78]. По сравнению с алгоритмом «исполнитель-критик» этот алгоритм использует стохастическую политику и максимизирует мягкую цель для изучения новых политик. Это позволяет определить оптимальный момент замены двигателя с учетом различных тенденций распределения оставшегося срока полезного ис-

пользования. Такой подход позволит снизить затраты на техническое обслуживание и уменьшить количество внеплановых мероприятий по сравнению с другими стратегиями технического обслуживания.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Переход к прогнозному техническому обслуживанию, основанному на данных бортовых датчиков мониторинга состояния авиационных двигателей и оценке их оставшегося срока полезного использования, позволит повысить безопасность эксплуатации и сократить затраты на техническое обслуживание самолетов. На основе проведенного обзора литературы можно сделать вывод, что, учитывая характер временных рядов данных мониторинга авиационного двигателя, тенденция применения подходов к оценке оставшегося срока полезного использования и прогнозирования отказов авиационного двигателя смещается от традиционных методов машинного обучения в сторону глубокого обучения нейронных сетей. В настоящее время предлагается большое число различных методов и алгоритмов глубокого обучения нейронных сетей для диагностики состояния авиационных двигателей и прогнозирования оставшегося срока их полезного использования, в частности с использованием автоэнкодеров для выявления редких сбоев и сверточных или рекуррентных нейронных сетей с ячейками LSTM или GRU для прогнозирования возникновения следующего сбоя, а также архитектуры трансформера на основе механизма внимания. В последние годы появились попытки обеспечить интерпретируемость при сохранении точности прогнозирования на основе моделей, таких как SHAP (*SHapely Additive exPlanations*) и LIME.

Необходимо отметить, что для анализа и сравнения эффективности предлагаемых методов и алгоритмов авторы в большинстве случаев используют общедоступный набор данных моделирования работы до отказа турбовентиляторных двигателей C-MAPSS. Однако существуют значительные различия между данными моделирования и данными, получаемыми в условиях практических полетов. Необходимы дальнейшие исследования для прогнозирования оставшегося срока службы на основе реальных наборов данных о состоянии авиационных двигателей.

Цель прогнозирования оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей – предвидеть сбой и оптимизировать выполнение задач по техническому обслуживанию. Одной из

важных задач прогнозного обслуживания является интеграция полученных прогнозов оставшегося срока полезного использования авиационных двигателей в планирование технического обслуживания. Заслуживает внимания метод планирования технического обслуживания авиационных двигателей на основе глубокого обучения с подкреплением с использованием вероятностных прогнозов.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Fentaye, D., Zaccaria, V., Kyprianidis, K.* Aircraft Engine Performance Monitoring and Diagnostics Based on Deep Convolutional Neural Networks // *Machines*. – 2021. – Vol. 9, no. 12. – Art. no. 337. – DOI: 10.3390/machines9120337
2. *Kordestani, M., Orchard, M.E., Khorasani, K., Saif, M.* An Overview of the State of the Art in Aircraft Prognostic and Health Management Strategies // *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*. – 2023. – Vol. 72. – P. 1–15. – DOI: 10.1109/TIM.2023.3236342
3. *Upadhyay, R., Amhia, H.* LSTM-Based Approach for Remaining Useful Life Prediction of Air Craft Engines // *ITM Web of Conferences*. – 2023. – Vol. 57. – Art. no. 03004. – DOI: 10.1051/itmconf/20235703004
4. *Stanton, I., Munir, K., Ikram, A., El-Bakry, M.* Predictive Maintenance Analytics and Implementation for Aircraft: Challenges and Opportunities // *Systems Engineering*. – 2023. – Vol. 26, iss. 2. – P. 216–237. – DOI: 10.1002/sys.21651
5. *Кулида Е.Л., Лебедев В.Г.* Прогнозирование технического обслуживания авиационных двигателей на основе глубокого обучения // *Материалы XIV Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2024)*. – Москва, 2024. – С. 2502–2506. [*Kulida, E.L., Lebedev, V.G.* Prognozirovanie tekhnicheskogo obsluzhivaniya aviatsionnykh dvigateli na osnove glubokogo obucheniya // *Materialy XIV Vserossiiskogo soveshchaniya po problemam upravleniya (VSPU-2024)*. – Moscow, 2024. – S. 2502–2506. (In Russian)]
6. *Сай В.К., Щербakov М.В.* Прогнозирование отказов сложных многообъектных систем на основе комбинации нейросетей: пути повышения точности прогнозирования // *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. – 2020 – № 1 (49). – С. 49–60. – DOI: 10.21672/2074–1707.2020.49.4.049–060 [*Sai, V.K., Shcherbakov, M.V.* Prognozirovanie otkazov slozhnykh mnogoob"ektnykh sistem na osnove kombinatsii neirosetei: puti povysheniya tochnosti prognozirovaniya // *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii*. – 2020 – № 1 (49). – P. 49–60. – DOI: 10.21672/2074–1707.2020.49.4.049–060 (In Russian)]
7. *Scott, M.J., Verhagen, W.J.C., Bieber, M.T., Marzocca, P.* A Systematic Literature Review of Predictive Maintenance for Defence Fixed-Wing Aircraft Sustainment and Operations // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22, no. 18. – Art. no. 7070. – DOI: 10.3390/s22187070
8. *Khalid, S., Song, J., Azad, M.M.* A Comprehensive Review of Emerging Trends in Aircraft Structural Prognostics and Health Management // *Mathematics*. – 2023. – Vol. 11, no. 18. – Art. no. 3837. – DOI: 10.3390/math11183837
9. *Naderi, E., Meskin N., Khorasani, K.* Nonlinear Fault Diagnosis of Jet Engines by Using a Multiple Model-based Approach // *J. Eng. Gas Turbines Power*. – 2012. – Vol. 13, no. 1. – DOI: 10.1115/GT2010-23442
10. *Amirkhani, S., Tootchi, A., Chaibakhsh, A.* Fault Detection and Isolation of Gas Turbine Using Series-parallel NARX Model // *ISA Transactions*. – 2022. – Vol. 120. – P. 205–221. – DOI: 10.1016/j.isatra.2021.03.019
11. *Gharoun, H., Keramati, A., Nasiri, M., Azadeh, A.* An Integrated Approach for Aircraft Turbofan Engine Fault Detection Based on Data Mining Techniques // *Expert system*. – 2021. – Vol. 36, no. 4. – DOI: 10.1111/exsy.12370
12. *Gharoun, H., Hamid, M., Ghaderi, S.F., Nasiri, M.* Anomaly Detection via Data Techniques for Aircraft Engine Operation Monitoring // *Proceedings of 4th International Industrial Engineering Conference (IIEC 2018)*. – Tehran, Iran, 2018. – P. 1–15.
13. *Garcia, C.E., Camana, M.R., Koo, I.* Machine Learning-based Scheme for Multi-class Fault Detection in Turbine Engine Disks // *ICT Express*. – 2021. – Vol. 7, iss. 1. – P. 15–22. – DOI: 10.1016/j.icte.2021.01.009
14. *Li, Z., Goebel, K., Wu, D.* Degradation Modeling and Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Engines Using Ensemble Learning // *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*. – 2018. – Vol. 141, no. 4. – DOI: 10.1115/1.4041674
15. *Celikmih, K., Inan, O., Uguz, H., et al.* Failure Prediction of Aircraft Equipment Using Machine Learning with a Hybrid Data Preparation Method // *Scientific Programming*. – 2020. – Vol. 10. – DOI: 10.1155/2020/8616039.
16. *Costa, N., Sánchez, L.* Variational Encoding Approach for Interpretable Assessment of Remaining Useful Life Estimation // *Reliability Engineering and System Safety*. – 2022. – Vol. 222, no. 1. – DOI: 10.1016/j.res.2022.108353
17. *Abdullah, T.A.A., Zahid, M.S.M., Turki, A.F., et al.* Sig-LIME: a Signal-Based Enhancement of LIME Explanation Technique // *IEEE Access*. – 2024. – Vol. 12. – P. 52641–52658. – DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3384277
18. *Gao, J., Wang, Y., Sun, Z.* An Interpretable RUL Prediction Method of Aircraft Engines Under Complex Operating Conditions Using Spatio-temporal Features // *Measurement Science and Technology*. – 2024. – Vol. 35, no. 7. – DOI: 10.1088/1361–6501/ad3b2c
19. *Chao, M.A., Kulkarni, C., Goebel, K., Fink, O.* Fusing Physics-based and Deep Learning Models for Prognostics // *Reliability Engineering and System Safety*. – 2022. – Vol. 217, no. 3. – DOI: 10.1016/j.res.2021.107961
20. *Adhikari, P., Rao, H.G., Buderath, M.* Machine Learning Based Data Driven Diagnostics & Prognostics Framework for Aircraft Predictive Maintenance // *Proceedings of the 10th International Symposium on NDT in Aerospace*. – Dresden, Germany, 2018. – P. 24–26.
21. *Graves, A., Schmidhuber, J.* Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM and Other Neural Network Architectures // *Neural Networks*. – 2005. – Vol. 18, no. 5–6. – P. 602–610. – DOI: 10.1016/j.neunet.2005.06.042
22. *Graves, A., Jaitly, N., Mohamed, A.R.* Hybrid Speech Recognition with Deep Bidirectional LSTM // *Proceedings of 2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding*. – Olomouc, Czech Republic, 2014. – P. 273–278. – DOI: 10.1109/ASRU.2013.6707742
23. *Kefalas, M., Baratchi, M., Apostolidis, A., et al.* Automated Machine Learning for Remaining Useful Life Estimation of Aircraft Engines // *Proceedings of the IEEE International*



- Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). – Detroit, USA, 2021. – DOI: 10.1109/ICPHM51084.2021.9486549
24. *Liu, L., Song, X., Zhou, Z.* Aircraft Engine Remaining Useful Life Estimation Via a Double Attention-based Data-driven // Reliability Engineering and System Safety. – 2022. – Vol. 221, no. 3. – DOI: 10.1016/j.ress.2022.108330
 25. *Сай В.К.* Глубокие нейронные сети для предсказательного технического обслуживания // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2019. – Т. 7, № 4. – DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.011 [*Cai, V.K.* Glubokie neironnye seti dlya predskazatel'nogo tekhnicheskogo obsluzhivaniya // Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii. – 2019. – Т. 7, no. 4. – DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.011 (In Russian)]
 26. *Xia, J., Feng, Y., Lu, C., et al.* LSTM-Based Multi-layer Self-attention Method for Remaining Useful Life Estimation of Mechanical Systems // Engineering Failure Analysis. – 2021. – Vol. 125, no. 12. – DOI: 10.1016/j.engfail.2021.105385
 27. *Dangut, M.D., Skaf, Z., Jennions, I.K.* Rare Failure Prediction Using an Integrated Auto-encoder and Bidirectional Gated Recurrent Unit Network // IFAC-PapersOnLine. – 2020. – Vol. 53, iss. 4. – P. 276–282.
 28. *Dangut, M.D., Jennions, I.K., King, S., Skaf, Z.* A Rare Failure Detection Model for Aircraft Predictive Maintenance Using a Deep Hybrid Learning Approach // Neural Computing and Applications. – 2023. – Vol. 35, no. 4. – P. 2991–3009. – DOI: 10.1007/s00521-022-07167-8
 29. *Сытало, К.И., Пономарев, А.К., Ахатов, И.Ш.* Перспективные технологии для авиационной промышленности: Аналитический обзор. – М.: НАУКА, 2017. – 463 с. [*Syralo, K.I., Ponomarev, A.K., Akhatov, I.Sh.* Perspektivnye tekhnologii dlya aviatsionnoi promyshlennosti: analiticheskii obzor. – Moscow: Nauka, 2017. – 463 s. (In Russian)]
 30. *Badea, V.E., Zamfiroiu, A., Boncea, R.* Big Data in the Aerospace Industry // Informatica Economica. – 2018. – Vol. 22, no. 1. – P. 17–24. – DOI: 10.12948/issn14531305/22.1.2018.02
 31. *Zhao, Y., Wang, Y.* Remaining Useful Life Prediction for Multi-sensor Systems Using a Novel End-to-End Deep-learning Method // Measurement. – 2021. – Vol. 182, no. 163. – DOI: 10.1016/j.measurement.2021.109685
 32. *Frederick, D.K., DeCastro, J.A., Litt, J.S.* User's Guide for the Commercial Modular Aero-propulsion System Simulation (C-MAPSS). Report no. NASA/TM-2007-215026. – Cleveland: National Aeronautics and Space Administration, 2007. – 47 p.
 33. *Saxena, A., Goebel, K., Simon, D., Eklund, N.* Damage Propagation Modeling for Aircraft Engine Run-to-Failure Simulation // Proceedings of International Conference on Prognostics and Health Management. – Denver, USA, 2008. – DOI: 10.1109/PHM.2008.4711414
 34. *Song, Y., Bliet, L., Xia, T., Zhang, Y.* A Temporal Pyramid Pooling-Based Convolutional Neural Network for Remaining Useful Life Prediction // Proceedings of the 31st European Safety and Reliability Conference (ESREL 2021). – P. 603–609. – DOI: 10.3850/978-981-18-2016-8_478-cd
 35. *Chao, M.A., Kulkarni, C., Goebel, K., Fink, O.* Aircraft Engine Run-to-Failure Dataset under Real Flight Conditions for Prognostics and Diagnostics // Data. – 2021. – Vol. 6 (1), no. 5. – DOI: 10.3390/data6010005
 36. *Azyus, A.F.* Determining the Method of Predictive Maintenance for Aircraft Engine Using Machine Learning // Journal of Computer Science and Technology Studies. – 2022. – Vol. 4, no. 1. – DOI: 10.32996/jcsts.2022.4.1.1
 37. *Hasib, A.A., Rahman, A., Khabir, M., Shawon, M.T.R.* An Interpretable Systematic Review of Machine Learning Models for Predictive Maintenance of Aircraft Engine // arXiv. – 2023. – arXiv:2309.13310v1. – DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.13310>
 38. *Liu, T., Bao, J., Wang, J., Wang, J.* Deep Learning for Industrial Image: Challenges, Methods for Enriching the Sample Space and Restricting the Hypothesis Space, and Possible Issue // International Journal of Computer Integrated Manufacturing. – 2022. – Vol. 35, iss. 10–11. – P. 1077–1106. – DOI: 10.1080/0951192X.2021.1901319
 39. *Hinton, G.E., Salakhutdinov, R.R.* Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks // Science. – 2006. – Vol. 313. – P. 504–507. – DOI: 10.1126/science.1127647
 40. *Fu, S., Zhong, S., Lin, L., Zhao, M.* A Re-optimized Deep Auto-encoder for Gas Turbine Unsupervised Anomaly Detection // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2021. – Vol. 101, no. 12. – DOI: 10.1016/j.engappi.2021.104199
 41. *Babu, G.S., Zhao, P., Li, X.* Deep Convolutional Neural Network Based Regression Approach for Estimation of Remaining Useful Life // Proceedings of the International Conference on Database Systems for Advanced Applications (DASFAA). – Dallas, USA, 2016. – Vol. 9642. – P. 214–228. – DOI: 10.1007/978-3-319-32025-0_14
 42. *Li, X., Ding, Q., Sun, J.Q.* Remaining Useful Life Estimation in Prognostics Using Deep Convolution Neural Networks // Reliability Engineering and System Safety. – 2018. – Vol. 172, no. 1-2. – DOI: 10.1016/j.ress.2017.11.021
 43. *Li, H., Zhao, W., Zhang, Y., Zio, E.* Remaining Useful Life Prediction Using Multiscale Deep Convolutional Neural Network // Applied Soft Computing. – 2020. – Vol. 89. – DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106113
 44. *Абдуракипов С.С., Бутаков Е.Б.* Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения для определения предотказных и аварийных состояний авиадвигателей // Автотметрия. – 2020. – Т. 56, № 6. – С. 34–48. – DOI: 10.15372/AUT20200605 [*Abdurakipov, S.S., Butakov, E.B.* Sravnitel'nyi analiz algoritmov mashinnogo obucheniya dlya opredeleniya predotkaznykh i avariinykh sostoyanii aviadvigateli // Avtometriya. – 2020. – Т. 56, no. 6. – S. 34–48. (In Russian)]
 45. *Schuster, M., Paliwal, K.K.* Bidirectional Recurrent Neural Networks // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1997. – Vol. 45, no. 11. – P. 2673–2681. – DOI: 10.1109/78.650093
 46. *Hu, K., Cheng, Y., Wu, J., et al.* Deep Bidirectional Recurrent Neural Networks Ensemble for Remaining Useful Life Prediction of Aircraft Engine // IEEE Transactions on Cybernetics. – 2021. – Vol. 53, no. 4. – P. 2531–2543. – DOI: 10.1109/TCYB.2021.3124838
 47. *Hochreiter, S., Schmidhuber, J.* Long Short-term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, no. 8. – P. 1735–1780. – DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
 48. *Wang, J., Wen, G., Yang, S., Liu, Y.* Remaining Useful Life Estimation in Prognostics Using Deep Bidirectional LSTM Neural Network // Proceedings of the 2018 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing). – Chongqing, China, 2018. – P. 1037–1042. – DOI: 10.1109/PHM-Chongqing.2018.00184
 49. *Khan, K., Sohaib, M., Rashid, A., et al.* Recent Trends and Challenges in Predictive Maintenance of Aircraft's Engine and

- Hydraulic System // Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering. – 2021. – Vol. 43. – P. 1–17. – DOI: 10.1007/s40430-021-03121-2
50. Wu, Q., Ding, K., Huang, B. Approach for Fault Prognosis Using Recurrent Neural Network // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2020. – Vol. 31, no. 3. – P. 1621–1633. – DOI: 10.1007/s10845-018-1428-5
51. Peng, C., Chen, Y., Chen, Q., et al. A Remaining Useful Life Prognosis of Turbofan Engine Using Temporal and Spatial Feature Fusion // Sensors. – 2021. – Vol. 21, no. 2. – DOI: 10.3390/s21020418
52. da Rosa, T.G., de Melani, A.H.A., Pereira, F.H., et al. Semi-Supervised Framework with Autoencoder-Based Neural Networks for Fault Prognosis // Sensors. – 2022. – Vol. 22, no. 24. – DOI: 10.3390/s22249738
53. Peng, C., Wu, J., Wang, Q. Remaining Useful Life Prediction Using Dual-Channel LSTM with Time Feature and Its Difference // Entropy. – 2022. – Vol. 24, no. 12. – DOI: 10.3390/e24121818
54. Wang, X., Huang, T., Zhu, K., Zhao, X. LSTM-Based Broad Learning System for Remaining Useful Life Prediction // Mathematics. – 2022. – Vol. 10, no. 12. – DOI: 10.3390/math10122066
55. Azyus, A.F., Wijaya, S.K., Naved, M. Determining RUL Predictive Maintenance on Aircraft Engines Using GRU // Journal of Mechanical, Civil and Industrial Engineering. – 2022. – Vol. 3, no. 3. – P. 79–84. – DOI: 10.32996/jmcie.2022.3.3.10
56. Boujamza, A., Elhaq, S.L. Attention-Based LSTM for Remaining Useful Life Estimation of Aircraft Engines // Advances in Control and Optimization of Dynamical Systems. – 2022. – Vol. 55, iss. 12. – P. 450–455. – DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.07.353
57. Jiang, Y., Li, C., Yang, Z., et al. Remaining Useful Life Estimation Combining Two-step Maximal Information Coefficient and Temporal Convolutional Network with Attention Mechanism // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – P. 16 323–16 336. – DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3052305
58. Xia, J., Feng, Y., Teng, D., et al. Distance Self-attention Network Method for Remaining Useful Life Estimation of Aeroengine with Parallel Computing // Reliability Engineering and System Safety. – 2022. – Vol. 225, no. 1. – DOI: 10.1016/j.res.2022.108636
59. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. Attention Is All You Need // Proceedings of 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). – Long Beach, CA, USA, 2017. – P. 5998–6008. – DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762
60. Ma, Q., Zhang, M., Xu, Y., et al. Remaining Useful Life Estimation for Turbofan Engine with Transformer-based Deep Architecture // Proceedings of the 26th International Conference on Automation and Computing (ICAC). – Portsmouth, United Kingdom, 2021. – DOI: 10.23919/ICAC50006.2021.9594150
61. Zhang, Z., Song, W., Li, Q. Dual-Aspect Self-Attention Based on Transformer for Remaining Useful Life Prediction // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2022. – Vol. 71. – DOI: 10.1109/TIM.2022.3160561
62. Chadha, G.S., Shah, S.R.B., Schwung, A., Ding, S.X. Shared Temporal Attention Transformer for Remaining Useful Lifetime Estimation // IEEE Access. – 2022. – Vol. 10. – DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3187702
63. Fan, Z., Li, W., Chang, K.-C. A Two-Stage Attention-Based Hierarchical Transformer for Turbofan Engine Remaining Useful Life Prediction // Sensors. – 2024. – Vol. 24, no. 3. – DOI: 10.3390/s24030824
64. Xiang, F., Zhang, Y., Zhang, S., et al. Bayesian Gated-Transformer Model for Risk-Aware Prediction of Aero-Engine Remaining Useful Life // Expert System with Applications. – 2024. – Vol. 238, no. 1. – DOI: 10.1016/j.eswa.2023.121859
65. Fan, Z., Li, W., Chang, K.-C. A Bidirectional Long Short-Term Memory Autoencoder Transformer for Remaining Useful Life Estimation // Mathematics. – 2023. – Vol. 11, iss. 24. – DOI: 10.3390/math11244972
66. Zheng, S., Ristovski, K., Farahat, A., Gupta, C. Long Short-Term Memory Network for Remaining Useful Life Estimation // Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). – Dallas, TX, USA, 2017. – P. 88–95. – DOI: 10.1109/ICPHM.2017.7998311
67. Mo, H., Lucca, F., Malacarne, J., Iacca, G. Multi-Head CNN-LSTM with Prediction Error Analysis for Remaining Useful Life Prediction // Proceedings of the 27th Conference of Open Innovations Association (FRUCT). – Trento, Italy, 2020. – P. 164–171. – DOI: 10.23919/FRUCT49677.2020.9111058
68. Mo, Y., Wu, Q., Li, X., Huang, B. Remaining Useful Life Estimation via Transformer Encoder Enhanced by a Gated Convolutional Unit // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2021. – Vol. 32. – P. 1997–2006. – DOI: 10.1007/s10845-021-01750-x
69. Siraskar, R., Kumar, S., Patil, S., et al. Reinforcement Learning for Predictive Maintenance: A Systematic Technical Review // Artificial Intelligence Review. – 2023. – Vol. 56. – P. 12 885–12 947. – DOI: 10.1007/s10462-023-10468-6
70. Hu, Y., Miao, X., Zhang, J., et al. Reinforcement Learning Driven Maintenance Strategy: A Novel Solution for Long-term Aircraft Maintenance Decision Optimization // Computers & Industrial Engineering. – 2021. – Vol. 153. – DOI: 10.1006/j.cie.2020.107056
71. Ribeiro, J., Andrade, P., Carvalho, M., et al. Playful Probes for Design Interaction with Machine Learning: A Tool for Aircraft Condition-based Maintenance Planning and Visualisation // Mathematics. – 2022. – Vol. 10, no. 9. – DOI: 10.3390/math.10091604
72. Silva, C., Andrade, P., Ribeiro, B., Santos, B.F. Adaptive Reinforcement Learning for Task Scheduling in Aircraft Maintenance // Scientific Reports. – 2023. – Vol. 13 (1). – DOI: 10.1038/s41598-023-41169-3
73. Dangut, M.D., Jennions, I.K., King, S., Skaf, Z. Application of Deep Reinforcement Learning for Extremely Rare Failure Prediction in Aircraft Maintenance // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 171, no. 8. – DOI: 10.1016/j.ymsp.2022.108873
74. Pater, I., Reijns, A., Mitici, M. Alarm-based Predictive Maintenance Scheduling for Aircraft Engines with Imperfect Remaining Useful Life Prognostics // Reliability Engineering and System Safety. – 2022. – Vol. 221. – DOI: 10.1016/j.res.2022.108341
75. Fink, O., Wang, Q., Svensén, M., et al. Potential, Challenges and Future Directions for Deep Learning in Prognostics and Health Management Applications // Engineering Applications and Artificial Intelligence. – 2020. – Vol. 92, no. 033. – DOI: 10.1016/j.engappai.2020.103678
76. Lee, J., Mitici, M. Deep Reinforcement Learning for Predictive Aircraft Maintenance Using Probabilistic Forecast of Remaining Useful Life // Reliability and System Safety. – 2023. – Vol. 230, no. 1. – DOI: 10.1016/j.res.2022.108908
77. Srivastava, N., Hinton, G., Sutskever, A., et al. A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting // Journal of



Machine Learning Research. – 2014. – Vol. 15. – DOI: 10.5555/2627435.2670313

78. Naarsoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., Levine, S. Soft Actor-critic: Off-policy Maximum Entropy Deep Reinforcement Learning with a Stochastic Actor // Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML). – Stockholm, Sweden, 2018. – Vol. 5. – P. 2976–2989.

Статья представлена к публикации членом редколлегии
Ф.Ф. Пащенко.

Поступила в редакцию 05.09.2024,
после доработки 10.10.2024.
Принята к публикации 05.12.2024.

Кулида Елена Львовна – канд. техн. наук,
✉ elena-kulida@yandex.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0003-0226-9708>

Лебедев Валентин Григорьевич – д-р техн. наук,
✉ lebedev-valentin@yandex.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-3206-9558>

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН,
г. Москва

© 2024 г. Кулида Е. Л., Лебедев В. Г.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

PROSPECTIVE APPROACHES TO PREDICTING THE REMAINING USEFUL LIFE OF AIRCRAFT ENGINES

E.L. Kulida* and V.G. Lebedev**

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

*✉ elena-kulida@yandex.ru, **✉ lebedev-valentin@yandex.ru

Abstract. This survey covers the literature on the fault diagnosis and prediction of the remaining useful life of aircraft engines based on deep learning. A formal statement of the remaining useful life estimation problem is given. The basic architectures of deep neural networks are considered to detect rare failures and predict the next failures using aircraft engine condition monitoring data. The extraction of informative features using autoencoders is discussed. The structure of long short-term memory (LSTM) and attention mechanism (AM) cells applied in deep neural networks to predict the remaining useful life is described. The problem of integrating remaining useful life prediction into maintenance planning based on reinforcement learning is considered.

Keywords: aircraft engine diagnosis, predictive maintenance, remaining useful life prediction, deep learning.

Acknowledgments. This work was supported in part by the Russian Science Foundation, project no. 23-19-00464.

ВЫЧИСЛЕНИЕ СПЕКТРАЛЬНОЙ ЭНТРОПИИ СЛУЧАЙНОГО СТАЦИОНАРНОГО ПРОЦЕССА[#]

А. А. Белов*, О. Г. Андрианова**

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва

*✉ a.a.belov@inbox.ru, **✉ andrianovaog@gmail.com

Аннотация. Решается задача вычисления уровня спектральной энтропии стационарного случайного процесса. Под спектральной энтропией (σ -энтропией) сигнала понимается скалярная величина, характеризующая окрашенность шума и определяющая класс сигналов, действующих на систему в зависимости от выбора полосы исследования. Предполагается, что случайный процесс задан либо в виде формирующего фильтра, на вход которого поступает белый шум с единичной ковариационной матрицей, либо в форме автокорреляционной функции. Получено аналитическое решение задачи вычисления уровня спектральной энтропии случайного стационарного процесса по известной математической модели формирующего фильтра в виде лог-детерминантной функции, зависящей от передаточной матрицы и грамиана наблюдаемости фильтра. Предложен алгоритм вычисления σ -энтропии для стационарных случайных процессов с известной автокорреляционной функцией. Метод сводится к восстановлению математической модели формирующего фильтра с использованием факторизации его спектральной плотности. Приведен численный пример расчета спектральной энтропии для возмущения, описывающего скорости порывов ветра, действующих на летательный аппарат.

Ключевые слова: спектральная энтропия, стационарный случайный процесс, спектральная плотность, автокорреляционная функция, формирующий фильтр.

ВВЕДЕНИЕ

Одной из основных характеристик системы автоматического управления является динамическая точность передачи или преобразования сигналов, которая определяется либо разностью, либо функционалом от разности между требуемым и действительным значениями сигнала во времени.

Всякая система автоматического управления должна передавать или преобразовывать требуемым образом не один определенный сигнал управления, а целую совокупность таких сигналов, причем характер изменения каждого из этих сигналов заранее полностью предугадать невозможно. Это приводит к необходимости изучать статистические характеристики всей совокупности сигналов, представляющие собой случайные функции времени.

[#] Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-21-00306, <https://rscf.ru/project/23-21-00306/>.

При исследовании динамической точности необходимо учитывать характеристики самой системы, например, разброс параметров от образца к образцу в пределах допуска или их изменение случайным образом в тех или иных пределах в процессе эксплуатации, включая, конечно, и случайное изменение структуры системы [1, 2].

С другой стороны, при синтезе замкнутых систем управления возникает необходимость подавления случайных внешних возмущений, действующих на систему, а именно задания желаемой динамической точности замкнутой системы. Наиболее распространенным способом задания подаваемого на вход случайного воздействия является белый шум. Однако известно, что белый шум является физически нереализуемым случайным процессом. Наиболее близкими к реальным процессам, действующим на систему, являются так называемые окрашенные случайные процессы [1, 3–5].



В задачах анализа и синтеза систем управления такие процессы могут быть реализованы в рамках решения задачи о формирующем фильтре. При этом формирующий фильтр, как правило, представляется как линейная стационарная система, на вход которой поступает гауссовский белый шум, а на выходе получается сигнал с требуемыми статистическими характеристиками. Подобный класс случайных сигналов позволяет моделировать движение замкнутой системы в присутствии шумов, близких к реальным случайным процессам.

В задачах σ -энтропийного анализа и управления множества всех возможных случайных процессов, действующих на исследуемую систему, задаются скалярной неотрицательной величиной, называемой спектральной энтропией (σ -энтропией) сигнала [6, 7]. Однако при исследовании систем возникает вопрос о том, каким образом определить требуемое для дальнейшего исследования значение спектральной энтропии случайного сигнала. В случае, если статистические характеристики случайного возмущения заданы в форме формирующего фильтра, на вход которого поступает гауссовский белый шум, такая задача может быть решена аналитически.

Таким образом, можно поставить следующую задачу: необходимо определить уровень спектральной энтропии случайного сигнала, формируемого из гауссовского белого шума с помощью линейного стационарного фильтра. Структура работы следующая. В § 1 рассмотрены постановка задачи и основные теоретические положения, связанные с σ -энтропийной теорией. В § 2 приводится аналитическое решение задачи вычисления уровня спектральной энтропии по известной математической модели формирующего фильтра или известной автокорреляционной функции стационарного случайного процесса. В § 3 рассмотрен численный пример.

1. ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ СВЕДЕНИЯ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В работе рассматривается классический формирующий фильтр в следующем виде:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bv(t), \\ w(t) = Cx(t), \end{cases} \quad (1)$$

где $x(t) \in \mathbb{R}^n$ – состояние формирующего фильтра; $w(t) \in \mathbb{R}^m$ – выход формирующего фильтра;

$v(t) \in \mathbb{R}^m$ – гауссовский белый шум с нулевым средним и единичной матрицей интенсивности; A, B, C – постоянные действительные матрицы соответствующих размерностей. Предполагается, что система (1) является минимально-фазовой.

Напомним, что для случайного стационарного процесса $w(t)$ спектральная энтропия определяется выражением [6]

$$\mathfrak{S}(w) = -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \det \frac{4\pi m \omega_0 S_w(\omega)}{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr} S_w(\lambda) d\lambda} d\omega, \quad (2)$$

где $S_w(\omega)$ – спектральная плотность сигнала $w(t)$; m – размерность случайного процесса; ω, λ – переменные интегрирования; $\varphi(\omega)$ – масштабирующая функция, имеющая вид

$$\varphi(\omega) = \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2}. \quad (3)$$

Параметр ω_0 имеет размерность частоты и выбирается разработчиком исходя из диапазона частот, для которых ведется исследование случайного процесса. Если рассматривается влияние случайного процесса на линейную систему управления, то, как правило, значение этого параметра должно в несколько раз превосходить ширину полосы пропускания самой системы.

Тогда задачу вычисления спектральной энтропии можно сформулировать следующим образом.

Пусть на формирующий фильтр, заданный выражением (1), поступает гауссовский белый шум с единичной ковариационной матрицей. Для масштабирующей функции (3) требуется найти формулы для вычисления спектральной энтропии $\mathfrak{S}(w)$, определяемой выражением (2).

Для того, чтобы решить поставленную задачу, воспользуемся следующими известными результатами [8, 9].

Лемма 1 (интегральная формула Коши). Пусть D – область на комплексной плоскости с кусочно-гладкой или спрямляемой границей $\Gamma = \partial D$, функция $f(z)$ голоморфна в \bar{D} , а z_0 – точка внутри области D . Тогда справедлива следующая формула Коши

$$f(z_0) = \frac{1}{2\pi i} \int_{\Gamma} \frac{f(z)}{z - z_0} dz. \quad (4)$$

Лемма 2 (о модуле логарифма детерминанта). Для передаточной матрицы $G \in RH^\infty$ справедливо равенство

$$\ln \det(G^*(i\omega)G(i\omega)) = 2 \ln |\det G(i\omega)|,$$

где $G^*(i\omega)$ означает эрмитово сопряжение матрицы G .

2. ОСНОВНОЙ РЕЗУЛЬТАТ

Для получения основного результата найдем спектральную плотность сигнала $w(t)$ на выходе формирующего фильтра (1). Она определяется выражением

$$S_w(\omega) = G^*(i\omega)G(i\omega)S_v(\omega),$$

где $S_v(\omega)$ – спектральная плотность белого шума $v(t)$, $G(i\omega) = C((i\omega)I - A)^{-1}B$ – передаточная функция формирующего фильтра.

Так как по условию задачи белый шум $v(t)$ имеет единичную ковариационную матрицу, то

$$S_v(\omega) = I_m.$$

Тогда

$$S_w(\omega) = G^*(i\omega)G(i\omega).$$

Задача вычисления спектральной энтропии формирующего фильтра (1) сводится к вычислению интеграла (2).

Прежде чем преобразовать выражение (2), напомним, что для матрицы $T \in \mathbb{R}^{m \times m}$ и действительного скаляра α справедливо тождество $\det(\alpha \cdot T) = \alpha^m \det T$. Отметим также, что для $\alpha > 0$ справедливо выражение $\ln \alpha^m = m \ln \alpha$.

Тогда выражение (2) может быть преобразовано к следующему виду:

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \det \frac{4\pi m \omega_0 S_w(\omega)}{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr} S_w(\lambda) d\lambda} d\omega = \\ & = -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \det S_w(\omega) d\omega + \\ & + \frac{m}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr} S_w(\lambda) d\lambda}{4\pi m \omega_0} d\omega. \end{aligned} \quad (5)$$

Выпишем каждое слагаемое выражения (5) по отдельности и преобразуем их.

$$\begin{aligned} & \frac{m}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr} S_w(\lambda) d\lambda}{4\pi m \omega_0} d\omega = \\ & = \frac{m}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr}(G^*(i\lambda)G(i\lambda)) d\lambda}{4\pi m \omega_0} d\omega = \\ & = \frac{m}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln \frac{2\pi \|G\|_2^2}{4\pi m \omega_0} d\omega = \frac{m}{2} \ln \left(\frac{\|G\|_2^2}{2m\omega_0} \right), \end{aligned}$$

где $\|G\|_2^2$ – квадрат H_2 -нормы передаточной функции $G(s)$ (s – переменная преобразования Лапласа), который вычисляется по формуле

$$\|G\|_2^2 = \text{tr}(B^T P B),$$

где грамиан наблюдаемости P является решением уравнения Ляпунова

$$A^T P + P A + C^T C = 0.$$

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \det S_w(\omega) d\omega = \\ & = -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln \det(G^*(i\omega)G(i\omega)) d\omega = \\ & = -\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln |\det G(i\omega)| d\omega. \end{aligned}$$

Вычислим значение последнего интеграла. Для этого рассмотрим подынтегральную функцию

$$f(z) = \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + z^2} \ln |\det G(z)|$$

и проинтегрируем ее по замкнутому контуру Γ , состоящему из полуокружности радиуса R с центром в начале координат и диаметра этой полуокружности, лежащего на вещественной оси. Искомый интеграл будет найден при $R \rightarrow \infty$. Получим

$$\begin{aligned} & -\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln |\det G(i\omega)| d\omega = \\ & = \lim_{R \rightarrow \infty} \left[-\frac{1}{\pi} \int_{\Gamma} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + z^2} \ln |\det G(z)| dz \right]. \end{aligned}$$

Функция $f(z)$ имеет полюса в точках $\pm i\omega_0$ и является аналитической внутри всей области, ограниченной кривой Γ .



Следовательно, имеем

$$f(z) = \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + z^2} \ln |\det G(z)| = \frac{\omega_0 \ln |\det G(z)|}{(z - i\omega_0)(z + i\omega_0)} = \frac{f_1(z)}{z - i\omega_0},$$

где $f_1(z) = \frac{\omega_0 \ln |\det G(z)|}{z + i\omega_0}$.

Тогда интеграл может быть записан в виде

$$-\frac{1}{\pi} \int_{\Gamma} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + z^2} \ln |\det G(z)| dz = -\frac{1}{\pi} \int_{\Gamma} \frac{f_1(z)}{z - i\omega_0} dz.$$

Так как функция $f_1(z)$ является аналитической внутри замкнутого контура Γ , к ней применима интегральная формула Коши (4). Имеем

$$\begin{aligned} &-\frac{1}{\pi} \int_{\Gamma} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + z^2} \ln |\det G(z)| dz = \\ &= -\frac{1}{\pi} 2\pi i f_1(i\omega_0) = -2i \frac{\omega_0 \ln |\det G(i\omega_0)|}{2i\omega_0} = \\ &= -\ln |\det G(i\omega_0)|. \end{aligned}$$

Учитывая, что система (1) является минимально-фазовой, окончательно получаем

$$-\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\omega_0}{\omega_0^2 + \omega^2} \ln |\det G(i\omega)| d\omega = -\ln \det G(i\omega_0),$$

где $G(i\omega_0) = C(\omega_0 I - A)^{-1} B$.

Сформулируем следующую теорему.

Теорема 1. *Спектральная плотность случайной стационарной последовательности $w(t)$, формируемой посредством фильтра вида (1) из гауссовского белого шума $v(t)$ с нулевым средним и единичной ковариационной матрицей, определяется выражением*

$$\mathfrak{S}(w) = -\ln \det \frac{\sqrt{2m\omega_0} G(i\omega_0)}{\sqrt{\text{tr}(B^T P B)}}, \quad (6)$$

где $G(i\omega_0) = C(\omega_0 I - A)^{-1} B$, а P является решением уравнения Ляпунова

$$A^T P + PA + C^T C = 0.$$

Доказательство. С учетом рассмотренных выше выкладок получаем, что

$$\begin{aligned} \mathfrak{S}(w) &= -\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\omega) \ln \det \frac{4\pi m \omega_0 S_w(\omega)}{\int_{-\infty}^{+\infty} \text{tr} S_w(\lambda) d\lambda} d\omega = \\ &= -\ln \det G(i\omega_0) + \frac{m}{2} \ln \left(\frac{\text{tr}(B^T P B)}{2m\omega_0} \right) = \\ &= -\left[\ln \det G(i\omega_0) - \ln \left(\frac{\text{tr}(B^T P B)}{2m\omega_0} \right)^{\frac{m}{2}} \right]. \end{aligned}$$

Из последнего выражения напрямую следует выражение (6), что завершает доказательство. ♦

Рассмотренная выше теорема дает методику определения спектральной энтропии стационарного случайного сигнала для случая, когда математическая модель фильтра является известной. Однако данный результат можно применять также и в случае, когда известны или экспериментально определены статистические характеристики действующего на систему случайного возмущения, например, его автокорреляционная функция. Для этого необходимо решить задачу определения формирующего фильтра. Приведем один из методов решения такой задачи для одномерного случая [1].

Пусть известно аналитическое выражение для автокорреляционной функции стационарного сигнала $R_w(\tau)$, тогда его спектральная плотность может быть найдена из соотношения

$$S_w(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} R_w(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau.$$

Как известно, при прохождении случайного стационарного сигнала через линейную устойчивую стационарную систему (в качестве которой в данном случае выступает формирующий фильтр) имеет место следующее соотношение, определяющее спектральную плотность установившегося случайного процесса на выходе системы:

$$S_w(\omega) = |W_{\text{фф}}(i\omega)|^2 S_v(\omega),$$

где $S_w(\omega)$ – спектральная плотность выхода; $S_v(\omega)$ – спектральная плотность входа; $W_{\text{фф}}(i\omega)$ – передаточная функция системы. Поскольку в качестве входного сигнала рассматривается гауссовский белый шум, то $S_v(\omega) = 1$.

Таким образом,

$$S_w(\omega) = |W_{\text{фф}}(i\omega)|^2,$$

т. е. квадрат АЧХ формирующего фильтра должен совпадать (с точностью до постоянного множителя) со спектральной плотностью сигнала, подлежащего формированию.

Для дальнейших рассуждений важно отметить, что спектральная плотность стационарного случайного процесса является действительной четной неотрицательной функцией ω при действительных значениях ω .

Так как рассматривается случай дробно-рациональной спектральной плотности, то

$$S_w(\omega) = \frac{Q(\omega)}{R(\omega)},$$

где $Q(\omega)$ и $R(\omega)$ – многочлены с действительными коэффициентами, содержащие только четные степени ω (это следует из четности спектральной плотности).

Для действительных значений ω спектральная плотность $S_w(\omega)$ может быть представлена в виде

$$\begin{aligned} S_w(\omega) &= \frac{B(i\omega)B(-i\omega)}{A(i\omega)A(-i\omega)} = \\ &= W_{\text{фф}}(i\omega)W_{\text{фф}}(-i\omega) = |W_{\text{фф}}(i\omega)|^2. \end{aligned}$$

Очевидно, что функция $W_{\text{фф}}(i\omega)$ обладает всеми свойствами, которыми должна обладать передаточная функция устойчивой линейной стационарной минимально-фазовой системы.

Отсюда следует

$$W_{\text{фф}}(i\omega) = \frac{B(i\omega)}{A(i\omega)}.$$

Таким образом, разложив спектральную плотность формируемого сигнала на комплексно-сопряженные множители, легко определить передаточную функцию формирующего фильтра. После нахождения передаточной функции формирующего фильтра необходимо представить систему в пространстве состояний, воспользовавшись, например, канонической формой Фробениуса, а затем применить теорему 1.

3. ЧИСЛЕННЫЙ ПРИМЕР

Рассмотрим задачу вычисления спектральной энтропии внешних возмущений, действующих на летящую ракету, наводящуюся на цель [1]. Ракета, находящаяся в атмосфере, подвергается различным видам воздушных течений, например, постоянным ветрам, восходящим и нисходящим потокам, порывам ветра, завихрениям и т. д. Порывы ветра увеличивают перегрузки.

В достаточно ограниченной области пространства и времени ветер можно считать процессом стационарным в пространстве и времени. Возмущающие моменты, связанные с изменением подъемной силы, являются функциями величины и направления скорости порывов ветра. Однако величину отклонения ракеты определяют лишь скорости порывов ветров. Автокорреляционная функция скоростей порывов ветра, действующих на летательный аппарат приближенно равна [1, 3]

$$R_w(\tau) = \gamma e^{-\alpha\tau},$$

где γ и α – постоянные величины. Спектральная плотность, соответствующая корреляционной функции, будет иметь вид

$$S_w(\omega) = \frac{2\gamma\alpha}{\alpha^2 + \omega^2}.$$

Факторизуя последнее выражение, получим

$$S_w(\omega) = \frac{\sqrt{2\gamma\alpha}}{\alpha + i\omega} \cdot \frac{\sqrt{2\gamma\alpha}}{\alpha - i\omega},$$

откуда передаточная функция формирующего фильтра, моделирующего скорости порывов ветра, равна

$$W_{\text{фф}}(i\omega) = \frac{B_{\text{фф}}(i\omega)}{A_{\text{фф}}(i\omega)} = \frac{\sqrt{2\gamma\alpha}}{\alpha + i\omega}.$$

Последнее выражение в пространстве состояний может быть записано в следующем виде:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = -\alpha x(t) + v(t), \\ w(t) = \sqrt{2\gamma\alpha} x(t). \end{cases}$$

Размерность случайного процесса $m=1$. Воспользуемся теоремой 1 для вычисления спектральной энтропии случайного процесса. Тогда

$$G(\omega_0) = C(\omega_0 I - A)^{-1} B = \frac{\sqrt{2\gamma\alpha}}{\omega_0 + \alpha}, \quad P = \gamma.$$

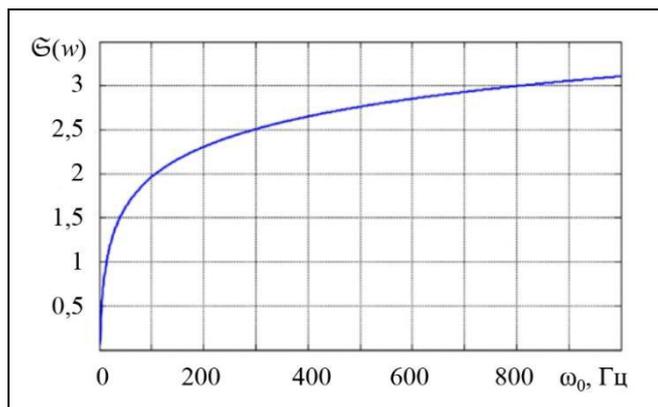
Таким образом, спектральная энтропия процесса может быть вычислена аналитически в виде

$$\begin{aligned} \mathfrak{S}(w) &= -\text{ln det} \frac{\sqrt{2m\omega_0} G(\omega_0)}{\sqrt{\text{tr}(B^T P B)}} = \\ &= -\text{ln} \frac{\sqrt{2m\omega_0} \sqrt{2\gamma\alpha}}{\sqrt{\gamma}(\omega_0 + \alpha)} = -\text{ln} \frac{2\sqrt{\alpha\omega_0}}{\omega_0 + \alpha}. \end{aligned}$$

Отметим, что при $\omega_0 \rightarrow \infty$ выражение, стоящее под логарифмом, стремится к нулю, а следовательно, спектральная энтропия стремится к бесконечности. Выбор частоты ω_0 определяет полосу исследуемого спектра.

Зависимость величины спектральной энтропии от параметра ω_0 при $\alpha = 0,5$ представлена на рисунке.

Таким образом, полученный в работе результат может быть применен на практике в рамках σ -энтропийного подхода в задачах анализа и синтеза линейных систем управления, подвергающихся действию внешних стационарных шумов. ♦



Уровень спектральной энтропии в зависимости от выбора частоты ω_0

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе был предложен метод вычисления спектральной энтропии стационарного случайного процесса по известной математической модели формирующего фильтра или по известной автокорреляционной функции случайного процесса. Для известной математической модели формирующего фильтра предполагается, что на его вход поступает гауссовский белый шум с единичной ковариационной матрицей. Если же случайный процесс задан автокорреляционной функцией, то в работе предлагается алгоритм построения математической модели формирующего фильтра с использованием преобразования Фурье для получения спектральной плотности случайного процесса и дальнейшей ее факторизации.

Предложенный результат может быть использован для анализа и синтеза линейных стационарных систем управления, находящихся под влиянием случайных возмущений, с применением σ -энтропийного подхода, предложенного в работе [6].

ЛИТЕРАТУРА

1. *Методы классической и современной теории автоматического управления: Учебник в 5-и тт.; 2-е изд. перераб и доп. Т. 2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / Под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 640 с. [Metody klassicheskoi i sovremennoi teorii avtomaticheskogo upravleniya: Uchebnik v 5-i tt.; 2-e izd. pererab. i dop. T. 2: Statisticheskaya dinamika i*

- identifikatsiya sistem avtomaticheskogo upravleniya / Pod red. K.A. Pupkova, N.D. Yegupova. – М.: Izdatelstvo MGТУ im. N.E. Baumana, 2004. – 640 s. (In Russian)]*
2. Wang, S., Wu, Z., Wu, Z.-G. Trajectory Tracking and Disturbance Rejection Control of Random Linear Systems // Journal of the Franklin Institute. – 2022. – Vol. 359, no. 9. – P. 4433–4448.
 3. Кочетков В.Т., Половко А.М., Пономарев В.М. Теория систем управления и самонаведения ракет. – М.: Наука, 1964. – 536 с. [Kochetkov, V.T., Polovko, A.M., Ponomarev, V.M. Teoriya sistem upravleniya i samonavedeniya raket. – М.: Nauka, 1964. – 536 s. (In Russian)]
 4. Burlibaşa, A., Ceangă, E. Rotationally Sampled Spectrum Approach for Simulation of Wind Speed Turbulence in Large Wind Turbines // Applied Energy. – 2013. – Vol. 111. – P. 624–635.
 5. Wang, C., Wang, X., Ju, P., et al. Survey on Stochastic Analysis Methods for Power Systems // Autom. Electr. Power Syst. – 2022. – Vol. 46. – P. 184–199.
 6. Boichenko, V.A., Belov, A.A., Andrianova, O.G. State-Space Solution to Spectral Entropy Analysis and Optimal State-Feedback Control for Continuous-Time Linear Systems // Mathematics. – 2024. – Vol. 12, no. 12. – Art. no. 3604. – DOI: <https://doi.org/10.3390/math12223604>
 7. Boichenko, V., Belov, A. On σ -entropy Analysis of Linear Stochastic Systems in State Space // Syst. Theor. Control Comput. J. – 2021. – Vol. 1, no. 1. – P. 30–35.
 8. Rudin, W. Real and Complex Analysis. – New York: McGraw-Hill, 1986. – 416 p.
 9. Mustafa, D., Glover, K. Minimum Entropy H_∞ Control. – Heidelberg–Berlin: Springer, 1990. – 144 p.

Статья представлена к публикации членом редколлегии М.В. Хлебниковым.

Поступила в редакцию 06.12.2024,
после доработки 23.12.2024.
Принята к публикации 23.12.2024.

Белов Алексей Анатольевич – д-р физ.-мат. наук,
✉ a.a.belov@inbox.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-3126-0206>

Андрианова Ольга Геннадьевна – канд. физ.-мат. наук,
✉ andrianovaog@gmail.com
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-8407-1046>

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН,
Москва

© 2024 г. Белов А. А., Андрианова О. Г.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная.](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

CALCULATING THE SPECTRAL ENTROPY OF A STATIONARY RANDOM PROCESS

A. A. Belov* and O. G. Andrianova**

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

*✉ a.a.belov@inbox.ru, **✉ andrianovaog@gmail.com

Abstract. The problem of calculating the spectral entropy of a stationary random process is solved. The spectral entropy (σ -entropy) of a signal is understood as a scalar value characterizing the noise color; it describes the class of signals affecting a system depending on the band under study. By assumption, the random process is defined by a shaping filter, with the Gaussian white noise with a unit covariance matrix supplied at its input, or by an autocorrelation function. The spectral entropy of the stationary random process is analytically derived using a known mathematical model of the shaping filter in the form of a log-determinant function that depends on the transfer matrix and the observability Gramian of the filter. An algorithm for calculating the σ -entropy of stationary random processes with a known autocorrelation function is proposed. The method reduces to reconstructing the mathematical model of the shaping filter using its spectral density factorization. A numerical example is provided: spectral entropy is calculated for a disturbance describing the velocity of wind gusts that affect an aircraft.

Keywords: spectral entropy, stationary random process, spectral density, autocorrelation function, shaping filter.

Acknowledgments. This work was supported by the Russian Science Foundation, project no. 23-21-00306.

ИСКУССТВЕННЫЙ СЕНСОРНЫЙ КОМПОНЕНТ В СИСТЕМЕ ЧЕЛОВЕК – МАШИНА С КОМБИНИРОВАННОЙ ОБРАТНОЙ СВЯЗЬЮ[#]

О. В. Кубряк*, С. В. Ковальчук**

*Национальный исследовательский университет «МЭИ», г. Москва

**Университет ИТМО, г. Санкт-Петербург

*✉ kubriakov@mpei.ru, **✉ kovalchuk@itmo.ru

Аннотация. Предлагается концептуальный подход к построению комбинированной обратной связи в системе человек – машина с введением искусственного сенсорного компонента обратной связи, управляемого технической подсистемой. Подход направлен на систематизацию роли комбинированной обратной связи в управлении многоагентными системами, включающими дополнительные элементы, людей и искусственных агентов. Он исследован в задаче управления вертикальной позой человека, а также в синтетических экспериментах (на модели CartPole), рассматриваемых на примере обучения с подкреплением. Изучалась изменчивость эффективности решения задачи управления в зависимости от характеристик каналов передачи информации и модификации свойств введенного искусственного сенсорного компонента обратной связи. Полученные результаты показывают концептуальное сходство наблюдений натурального эксперимента и искусственного численного эксперимента в части функционирования дополнительного канала обратной связи – как присутствие сходного эффекта перерегулирования, так и перспективы повышения качества управления путем настройки искусственного сенсорного компонента.

Ключевые слова: взаимодействие человек – машина, оптимальное управление, обратная связь, обучение с подкреплением, многоагентные системы.

ВВЕДЕНИЕ

Взаимодействия человека и робота, в том числе мультимодальные [1], – быстрорастущая актуальная междисциплинарная область [2, 3], которая напрямую касается развития искусственного интеллекта и машинного обучения для различных отраслей, в том числе медицины (см., например, работы [4, 5]). В этой области оценка состояний человека в системе человек – машина может рассматриваться как одна из важных прикладных задач. При этом сенсорное обеспечение целевой активности человека, потенциально включающее здесь искусственные компоненты, является важным аспектом, который может оказать существен-

ное влияние на эффективность системы человек – машина.

Замысел данной работы основан на предыдущих исследованиях биологической обратной связи (см., например, работу [6]), показавших, что влияние искусственного сенсорного компонента может касаться как повышения, так и понижения результативности испытуемого в обусловленной инструкцией задаче. Здесь предпринята попытка описать и расширить представление о природе такого искусственного сенсорного компонента, представив общий подход взаимодействия естественного и искусственного интеллектуальных агентов, совместно решающих задачу управления, – путем поддержки человека (агента естественного интеллекта), непосредственно осуществляющего управление. Основной вклад данной работы со-

[#] Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 24-11-00272), <https://rscf.ru/project/24-11-00272/>.

стоит в идее формализации системы обратной связи, включающей основной (естественный) и дополнительный (искусственный) каналы в рамках задачи управления. Модель агента, осуществляющего управление, может иметь любую природу, что позволяет проводить исследования в рамках подходов искусственного интеллекта (ИИ) с оценкой эффективности решения задачи управления при различных параметрах компонентов обратной связи. При этом явное рассмотрение обратной связи в различных системах человек – машина должно позволить не только обобщить данную идею на широкий класс подобных систем, но и рассмотреть роль такого взаимодействия в обобщенных многоагентных системах, включающих живых агентов (людей) и технические компоненты.

Статья организована следующим образом: после краткого обзора фундаментальных работ в рассматриваемой междисциплинарной области, сближающей физиологию и технику, даются описание предлагаемого подхода и описание базового и проводившегося численного экспериментов. Далее приводится краткий анализ полученных результатов и выводы.

1. МЕЖДИСЦИПЛИНАРНЫЙ ХАРАКТЕР УПРАВЛЕНИЯ В СИСТЕМАХ ЧЕЛОВЕК – МАШИНА

Область исследования взаимодействия человека и машины развивается в основном в части информационного взаимодействия и построения информационных систем [7]. Однако вопрос взаимодействия в отдельных сценариях требует рассмотрения физиологических особенностей человека (как «живой» системы управления) и технических особенностей машины. Подобные проблемы могут возникать в задачах робототехники, разработки бионических систем (в том числе протезов), двигательной реабилитации и др. Таким образом, особенно актуализируется междисциплинарное направление исследований, связывающее биологию и технику в рамках единой взаимодействующей области. В данном разделе приводится краткий обзор по рассматриваемой теме.

1.1. Формирование предметной области

Попытки объяснения мышления, действий человека и функций его организма с помощью опыта, полученного при создании техники, известны с давних пор. Например, Декарт метафорически сравнивал организацию активности человека с работой механических часов [8]. Осмысление бурно развивавшейся в XX в. теории автоматического

управления и, позже, кибернетики, привели к рассмотрению человека-оператора в виде своеобразного «контроллера» с обратной связью [9]. В предвоенном и послевоенном СССР системные идеи в науках о жизни получили свое оригинальное развитие, например, как теория функциональных систем П. К. Анохина [10]. Ключевая роль здесь отводится целеполаганию, предвосхищению, прогнозированию, планированию результата, что можно считать оригинальным русским вкладом [11], иллюстрирующим единое направление двух «ветвей» общей научной идеологии об обратных связях, идущих из наук о жизни и технических наук [12]. Н. А. Бернштейн в начале 1960-х гг. отмечал, что весь период «от публикации первого труда Н. Винера до наших дней, пронизан поиском и использованием аналогий между живыми и искусственными системами, – аналогий, помогавших физиологам в осмыслении системных взаимоотношений организма, а техникам дававших в руки новые и ценные идеи по построению автоматов» [13].

1.2. Границы физиологии и техники

Современный всплеск мирового интереса к искусственному интеллекту и развитие робототехники вновь востребуют взаимное сближение физиологии с техникой, которое проявляется в попытках обобщений имеющегося опыта и наработки теоретической базы [4, 14, 15]. Это касается и части ответов к вопросу о «водоразделе», сформулированному когда-то Н. А. Бернштейном: «Окончился ли, нет ли, этот «медовый месяц» выявления и практического применения аналогий и сходств, – но в литературе самого последнего времени начинают все чаще проскальзывать и вопросы противоположного направления: существует ли, все-таки, существенная, принципиальная разница между живыми и неживыми системами, и если существует, – то где пролегает тот водораздел, который образует границу между теми и другими?» [13]. Можно чуть модифицировать этот вопрос, задавшись целью найти условия, при которых взаимодействие живого и искусственного обеспечивалось бы чем-то, что очень условно можно сравнить с «биологической конвергенцией», своеобразным сближением или даже наложением систем управления. То есть, например, когда заданная инструкцией активность человека «включается» в контур общей с машиной системы управления, а результат технической системы управления машиной сближен с конечным полезным эффектом общей системы [6]. В этом случае можно получить измеряемые параметры такой «общей» системы, которые бы более точно, в сравнении с одночисленной ха-



рактикой (такой как, например, температура тела), описывали живую систему и ее действие, приближаясь по смыслу к идее цифрового двойника в технике. Подходы здесь могут базироваться на идеях антиципации, возможности прогноза, свойственных живым системам и, по-видимому, развитому искусственному интеллекту [16].

1.3. Биологическая обратная связь и сенсорные перераспределения

Биологическая обратная связь предполагает дополнительную (к обычно воспринимаемой сигнализации от органов чувств) информацию для испытуемого о каких-либо его собственных физиологических параметрах (регистрируемых с помощью прибора), представляя, таким образом, опосредованное участие машины в организации процесса управления какой-то функцией организма. Это может быть визуальное представление испытуемому на экране изображения, связанного сигналами электроэнцефалограммы, электрокардиограммы, пневмограммы и т. д., или, как в примере, приведенном авторами в работе [6], биомеханических параметров – отображения положений общего центра давления стоящего человека на опору. Сегодня полагают, что человек не имеет (условно) «датчика центра тяжести» в виде отдельного чувствительного органа. Естественное управление вертикальной позой производится на основе анализа комплексной информации – от зрения, вестибуляров и проприоцепторов. При этом в системе контроля осанки могут выделять два разных уровня [17]: один уровень касается распределения тонической мышечной активности («поза»), а второй – компенсации внутренних или внешних возмущений («равновесие»). Таким образом, если рассмотреть, например, близкую к кибернетическим представлениям биологическую концепцию [12] – схему функциональной системы по П. К. Анохину [10], то в контексте регуляции вертикальной позы человека можно рассуждать и о двух отдельных «функциональных системах», имея в виду отклонения от прямостояния. При этом естественный сенсорный компонент регуляции в обоих случаях («поза» и «равновесие») представлен одними и теми же чувствительными органами, активность которых отличается в разных режимах. Например, в случае вертикального стояния вестибуляры «включаются» при отклонении головы. С изменением условий меняется «сенсорный вес» поступающих в мозг по разным каналам сигналов, в том числе при моделировании уменьшенной гравитации путем расположения тела человека на специальном стенде параллельно реаль-

ной и под углом к условной «поверхности планеты». В этом случае формируется новое представление о вертикальности, независимое от отолитов вестибулярного аппарата, которое, как считается, базируется на опорной афферентации согласно обобщению работ И. Б. Козловской [18]. При нахождении человека на наклонной поверхности в «обычных» условиях сенсорный перевес для контроля равновесия основывается, как полагают, на скорости отклонения [19]. Возникновение колебаний позы у здоровых людей при спокойном стоянии может быть вызвано «вестибулярным шумом», когда вестибулярный вклад в равновесие выше [20].

Известно также, что влияние на регуляцию функции одних сенсорных каналов у человека может быть мощнее – в этой связи выделяется роль зрения при регуляции вертикальной позы [6, 21]. Явления «сенсорного перевеса» и особенностей функций чувствительных органов демонстрируют адаптивность живой системы управления, чувствительность и восприимчивость к новым условиям и многоканальность.

2. МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

2.1. Формирование искусственного сенсорного компонента

В связи с изложенной выше проблематикой идея искусственного сенсорного компонента обратной связи включает возможность организации намеренного «сенсорного перевеса» в стандартизованной (заданной инструкцией) деятельности испытуемого с использованием технологий биологической обратной связи. Она осуществляется в данном случае путем добавления значимой для регуляции функции объективно измеренной информации в выбранный естественный сенсорный канал. При этом один из вариантов реализации идеи сфокусирован на создании намеренного доминирования зрения в контроле вертикальной позы (рис. 1). Здесь добавление искусственных сенсорных компонентов может обеспечить целенаправленное, отличное от естественного (от обычного) сенсорное обеспечение функции с возможностью конструирования и точной количественной оценки параметров искусственной части. Внешние по отношению к человеку сенсоры – датчики силы стабилоплатформы, на которой стоит человек, – регистрируют данные о положении центра давления на опору, на основе чего испытуемому на экране предоставляется готовая (преобразованная компьютерной программой) информация о поддержании заданной позы или об отклонениях.

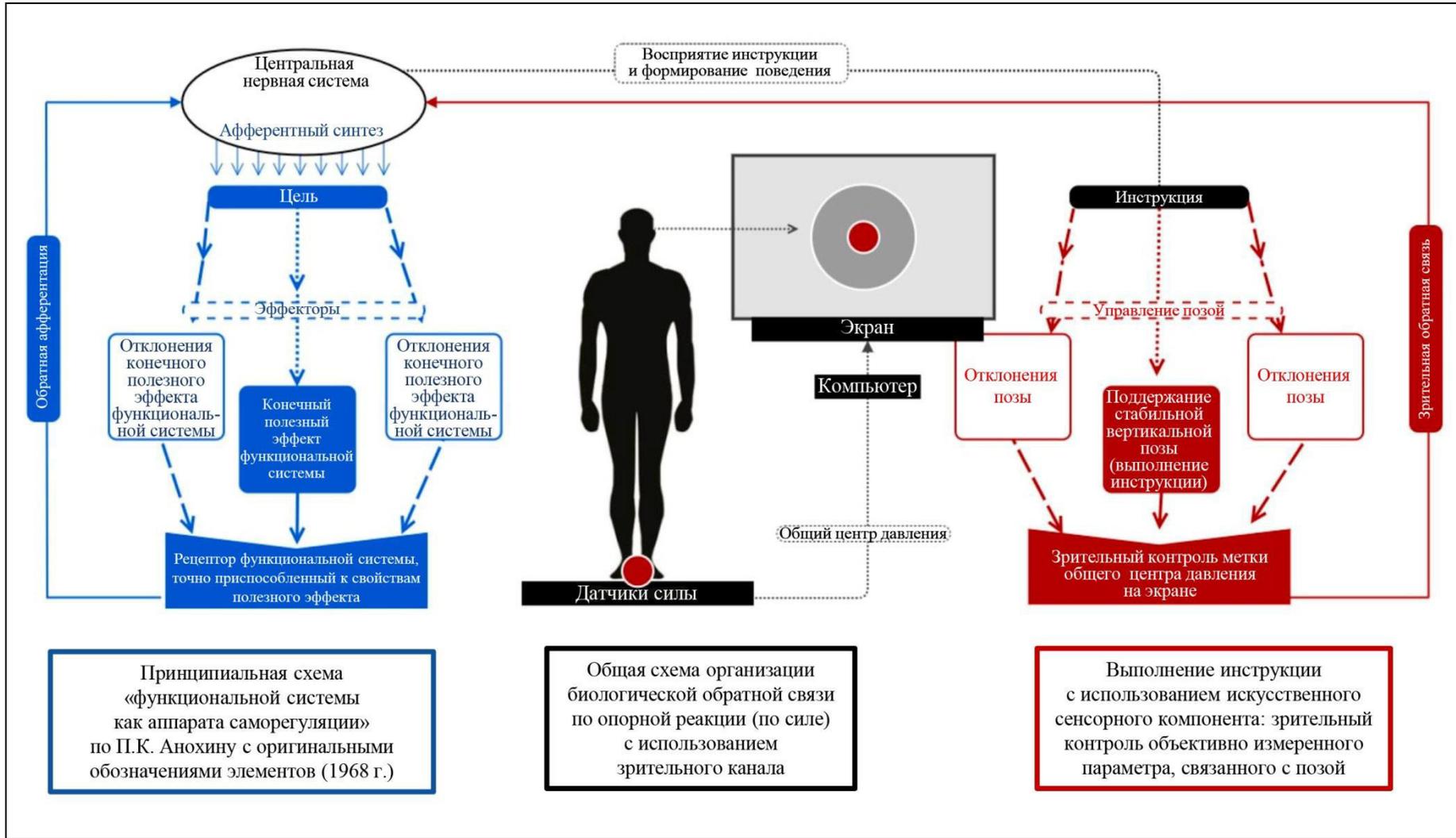


Рис. 1. Пример аналогии: принципиальная схема функциональной системы по П. К. Анохину (слева) и вариант схемы с включением искусственного сенсорного компонента обратной связи в обусловленном инструкцией поведении (справа)



Кроме «функциональной системы», предшественником идеи искусственного сенсорного компонента обратной связи может быть представлена, например, концепция «кольца» по Н. А. Бернштейну [13], которую также можно дополнить условным искусственным сенсорным компонентом обратной связи в обусловленной инструкции задаче. При явном предъявлении и выполнении инструкции цель регуляции стабильности и управляемости вертикальной позы сближается с целью выполнения инструкции. В этом случае, если рассматривать систему человек – машина, то она включает искусственный рецептор, точно приспособленный к свойствам полезного эффекта (регуляции вертикальной позы), который связан с выполнением инструкции. В более общих определениях, описывая подобную систему управления человек – машина, можно выделить классические основные этапы: получение информации о задаче управления, получение информации о результате управления, анализ получаемой информации, выполнение решения.

2.2. Набор реальных данных для моделирования

В качестве эталонных использовались реальные данные ранее описанного наблюдения, выполненного с соблюдением современных этических норм под руководством одного из авторов на 25 молодых, практически здоровых добровольцах – 10 женщинах и 15 мужчинах; средний возраст добровольцев – 23 года [6]. Оригинальная исследовательская процедура включала использование зрительного канала биологической обратной связи по опорной реакции для регуляции собственной вертикальной позы испытуемых (подобно представленному на рис. 1) в различных режимах, отличающихся друг от друга чувствительностью («глубиной», «масштабом») соответствующей обратной связи, а также предусматривала контрольные этапы. Процедура проводилась в такой последовательности.

Шаг 1. Фаза «R1o»: стоя вертикально, стопы по разметке силовой платформы, взгляд перед собой на черный экран, руки свободно вдоль тела – 1 мин.

Шаг 2. Фаза «R1c»: стоя вертикально, стопы по разметке силовой платформы, глаза закрыты, руки свободно вдоль тела – 1 мин.

Шаг 3. Фаза «K = 15»: стоя вертикально, стопы по разметке силовой платформы, взгляд перед собой на экран с меткой общего центра давления, руки свободно вдоль тела, в режиме биологической обратной связи по опорной реакции с глубиной обратной связи, характеризующейся увели-

ченным на 15 % от нормального коэффициентом преобразования – 1 мин.

Шаги 4–7. Аналогично шагу 3, но с увеличивающимися с шагом 15 % коэффициентами преобразования: коды «K = 30», «K = 45», «K = 60», «K = 75».

Шаги 8, 9. Повтор фаз 1 и 2, обозначаемый кодами «R2o» и «R2c».

Кроме того, соблюдались следующие условия:

- В управляемых фазах требовалось удерживать метку-кружок в целевой зоне – центре круглой мишени.

- Между всеми фазами предусматривался минутный перерыв для отдыха.

Для реализации процедуры применялось сертифицированное оборудование – стабилметрическая система ST-150 с штатным программным обеспечением STPL (Россия; ФСР 2010/07900; свидетельство об утверждении типа средств измерений RU.C.39.004.A N 41201). Результат испытуемых оценивался автоматически в программе STPL в расчетных единицах, отражающих количество регистрируемых (дискретных) удержаний метки общего центра давления в целевой зоне за один период относительно максимально возможного результата. Применявшийся для анализа набор данных из наблюдения [6] включал численные значения достигнутого испытуемыми результата управления собственной вертикальной позой в задаваемой инструкцией задаче удержания видимой на экране метки собственного общего центра давления испытуемого на опору в целевой зоне («мишени») для каждого режима управления позой.

2.3. Многоагентная система управления и выбор модели для численного эксперимента

При рассмотрении технических решений на базе ИИ, ориентированных на взаимодействие с человеком (роботов, бионических систем, различных медицинских решений и пр.) важной представляется формулировка принципов взаимодействия агента искусственного интеллекта (АИИ) как инженерной системы, дополняющей возможности агента естественного интеллекта (АЕИ, человека). В подобных ситуациях часто рассматриваются такие концепции, как, например, гибридный дополненный интеллект [22]. В технических системах данный вопрос касается не только информационных процессов, но и специфики физической и биологической обратной связи (см. п. 1.3). В данной ситуации следует акцентировать внимание на вмешательстве интеллектуальных агентов в работу собственных систем управления человека. На

рис. 2 представлена идея гибридной системы управления с выделением нескольких векторов воздействия АИИ. В качестве основного цикла управления рассматривается измерение состояния системы со стороны АЕИ (блок измерения И1), определяющее внутренний канал обратной связи (ОС1). АИИ в этом случае, работая «вовне» этого цикла, тем не менее, имеет несколько возможностей управления системой с использованием собственного канала наблюдений (И2). Во-первых, в ряде случаев АИИ имеет возможность осуществлять совместное управление системой (канал К1). Примером таких решений могут служить системы автоматизированного управления техническими объектами (автопилоты, системы коррекции управления и пр.). Во-вторых, АИИ может воздействовать на канал обратной связи человека (ОС1), дополняя или модифицируя его (канал К2). Характерным примером могут служить системы дополненной реальности, модифицирующие визуальную информацию, доступную человеку. Наконец, АИИ может формировать собственный канал (К3) обратной связи (ОС2), предоставляя принципиально другую дополнительную информацию.

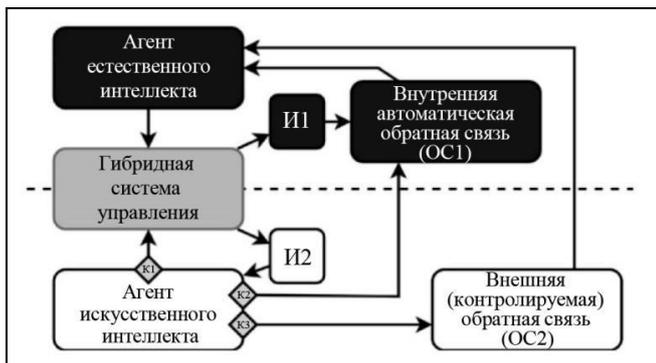


Рис. 2. Варианты каналов обратной связи в гибридной системе, включающей более одного агента

Примерами ситуации, когда канал К3 приобретает особую значимость, может служить система, в которой доступ по каналам К1 и К2 ограничен. Такое ограничение может возникать в силу принципиального отсутствия доступа к каналам (например, при анализе системы управления на базе физиологической обратной связи – при регуляции на основе вестибулярного аппарата, различных параметров самочувствия и пр.) или внешнего ограничения (например, запрет на прямое вмешательство в силу норм этики, безопасности, индивидуальных предпочтений). В данной работе работа с каналом К3 является ключевой возможностью для вмешательства в процессы управления АЕИ.

Следует отметить, что в общем случае в состав системы человек – машина могут входить множе-

ство агентов каждой из категорий (АЕИ и АИИ). При этом искусственный характер АИИ позволяет реализовать дополнительные механизмы управляемой обратной связи посредством рассматриваемых каналов обратной связи. Оптимизация структуры и параметров обратной связи может выполняться исходя из коллективной эффективности таких многоагентных систем и их эмерджентных свойств [23]. При этом итеративное изменение систем порождает возможность адаптации микропараметров АИИ с целью улучшения эффективности на системном (макро-) уровне, а не в рамках локального взаимодействия пары агентов.

Сценарий, рассматриваемый во взятом за базовое наблюдении [6], ставит испытуемому задачу поддержания стабильной вертикальной позы с дополненным (искусственным) компонентом обратной связи. При этом ОС1 осуществляется с помощью сенсорной информации от проприоцепторов и вестибуляров, а ОС2 – через визуальную информацию. Возникает принципиальный вопрос: каким образом определить оптимальную структуру ОС2, учитывая, что как измерения И1, так и измерения И2 могут иметь заметную долю ошибки? Соответственно, авторами предпринята попытка оценки эффективности этого канала обратной связи посредством анализа экспериментальных наблюдений и путем постановки схожего эксперимента в рамках обучения с подкреплением. При этом предполагалось, что измерения представляют собой наблюдения агента $O_1 = S + \varepsilon_1$ и $O_2 = S + \varepsilon_2$ за состоянием системы S через каналы ОС1 и ОС2 с некоторыми ошибками ε_1 и ε_2 соответственно. Агент может осуществлять выбор действий исходя как только из ОС1 ($O_1 \rightarrow A$), так и из комбинации наблюдений ($O_1 \times O_2 \rightarrow A$). Здесь A – пространство действий (action) агента.

Для разработки синтетического примера обучения с подкреплением была использована классическая задача CartPole («шест на тележке») [24], которая заключается в управлении подвижной тележкой, балансирующей вертикально установленным шестом. Задача была выбрана по двум причинам. Во-первых, она является одним из эталонных примеров задач обучения с подкреплением и оптимального управления и в этой связи широко изучена и с точки зрения моделирования системы, и с точки зрения построения физических систем (роботов). Во-вторых, данная задача как задача сохранения баланса представляется достаточно близкой к задаче поддержания баланса человека [6], рассматриваемой авторами как пример целевой задачи управления обратной связью. Состояние системы S описывается четверкой $s = (x, v_x, \theta, v_\theta)$,



где x – горизонтальная координата тележки; v_x – горизонтальный компонент скорости тележки; θ – угол отклонения шеста от вертикального положения; v_θ – угловая скорость изменения отклонения шеста от вертикального положения. Пространство действий состоит из двух действий $\mathcal{A} = \{0, 1\}$, определяющих приложение силы (толчки) тележки влево и вправо соответственно. В рамках рассматриваемого примера наблюдение по каналу ОС1 строилось как зашумленная версия состояния системы $o_1 = s + \mathcal{N}(0, \sigma_1)$. Для искусственного компонента обратной связи ОС2 был выбран показатель отклонения шеста θ : $o_2 = (\theta + \mathcal{N}(0, \sigma_2))a$ с возможностью усиления обратной связи в a раз. Здесь к наблюдаемому состоянию добавляется нормально распределенный шум \mathcal{N} с нулевым математическим ожиданием и стандартными отклонениями σ_1 и σ_2 соответственно.

В качестве простейшего агента обучения с подкреплением была реализована двухслойная полносвязная нейронная сеть. Входной слой сети принимает конкатенированные наблюдения $o_1 \oplus o_2$ (размерность 5). Внутренний слой – 128 нейронов, активация ReLU. Выходной слой классификатора действий (размерность 2 в соответствии с размерностью пространства \mathcal{A} , активация SoftMax). Сеть была обучена на синтетических данных с вариацией показателей зашумления каналов ОС1 и ОС2 (σ_1 и σ_2). Обучение с подкреплением осуществлялось с использованием библиотеки Gymnasium¹, реализующей логику эксперимента CartPole в одноименной среде. Для обучения использовался оптимизатор Adam из библиотеки Keras² (темпы обучения (*learning_rate*) – 0,01, функция потерь – категориальная кросс-энтропия). Обучение проходило в рамках 300 эпох, каждая из которых представляла собой эксперимент с заданными параметрами σ_1 и σ_2 . Для обучения был реализован метод Policy Gradient с коэффициентом скорости градиентного спуска $\alpha = 10^{-4}$ и коэффициентом дисконтирования вознаграждения $\gamma = 10^{-4}$. В качестве оценки эффективности решения задачи управления использовалось суммарное (недисконтированное) вознаграждение. Для контроля эксперимента были выбраны значения из множества $\{0, 10^{-2}, 10^{-3}, 10^{-4}\}$. При этом логике эталонного эксперимента соответствовали ситуации когда

$\sigma_1 > \sigma_2$. Для имитации опциональности канала ОС2 при обучении агента использовались сценарии с присутствием и отсутствием компонента обратной связи o_2 (в рамках эпох с четным номером принималось $a = 0$).

Обученная модель использовалась в оценочном эксперименте с проверкой эффективности работы агента в условиях зашумленной среды с различным усилением обратной связи a . Для проверки проводился аналогичный запуск обученных моделей в среде CartPole с варьированием:

- коэффициентов зашумленности обратной связи σ_1 и σ_2 (различные варианты из множества, на которых проводилось обучение),
- коэффициента усиления a (варьировался в диапазоне $[0; 300]$ с шагом 20).

Для устойчивости каждый оценочный эксперимент повторялся пять раз с усреднением результатов. В итоге в рамках эксперимента авторы смогли оценить влияние на качество управления как зашумленности канала обратной связи (совпадающего или отличающегося от зашумленности в ходе обучения), так и коэффициента усиления.

С точки зрения интерпретации эксперимента можно трактовать процесс оценки как помещение агента в искусственно сформированные условия дополненной обратной связи, отличающиеся от тех, к которым он привык (обучился). Например, в рамках описываемого эксперимента с задачей поддержания стабильности позы формируется дополнительный компонент визуальной обратной связи на основе смещения центра давления на опору в дополнение к полному (базовому) наблюдению в форме сенсорного компонента, включающего как данный компонент, так и многие другие. Такая аналогия хоть и не является полным воспроизведением сценария сохранения равновесия, позволяет сопоставить изменение эффективности управления в связи с изменением значений характеристиками дополнительного компонента обратной связи. Далее будут рассмотрены результаты проведенной оценки в сопоставлении с эталонным экспериментом.

3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ОЦЕНКИ

3.1. Структурирование оценок эталонного эксперимента

Эталонный эксперимент, сосредоточенный на оценке эффективности визуальной обратной связи, показывает [6], что значительное усиление обратной связи негативно сказывается на эффективно-

¹ Gymnasium Documentation. – URL: <https://gymnasium.farama.org/> (дата обращения 01.10.2024).

² Keras. – URL: <https://keras.io/> (дата обращения 01.10.2024).

сти управления (в данном случае – задачи удержания стабильной вертикальной позы человека). При увеличении чувствительности («масштаба», «глубины») обратной связи примерно на 20 % и выше происходит перерегулирование, что приблизительно соответствует свойствам переходных процессов в линейных системах автоматического управления. При этом само наличие обратной связи (по сравнению с удержанием равновесия только по внутренней оценке с помощью естественных сенсоров) вне перерегулирования влияет на эффективность управления чаще положительно. Также следует отметить, что для разных людей эффекты проявлялись по-разному. Вероятно, это можно объяснить индивидуальными особенностями – тем, что для уменьшения перерегулирования требуется снизить скорость достижения системой нового состояния, приводя к увеличению времени регулирования – снижению значений характеристик управления позой в заданный период.

В рамках более детального анализа было отмечено, что снижение эффективности управления отличается по интенсивности снижения и моменту наступления этого снижения (см. рис. 3, *а*, представлено качество управления в условных баллах в зависимости от усиления искусственного визуального компонента обратной связи для 25 испытуемых). В рамках исследования была проведена параметризация кривых снижения логистической кривой $Y(x) = L / (1 + e^{-k(X_0 - x)})$. Было отмечено (рис. 3, *б*), что «плавность» (соответствует параметру степени k) и «запаздывание» (соответствует параметру X_0 , интерпретируемому как половин-

ное снижение эффективности управления) в целом имеют обратно пропорциональную зависимость. Параметр масштаба L в данном эксперименте был равным 107, что соответствует максимальному наблюдаемому в наборе данных качеству управления (по измерениям в соответствии с оригинальной методикой [6]).

3.2. Реализация агентов искусственного интеллекта

При исследовании поведения агентов обучения с подкреплением в задаче CartPole выделяется явная деградация вознаграждения при масштабировании обратной связи. На рис. 4 показано снижение кумулятивного вознаграждения в зависимости от коэффициента усиления a для различных значений параметра σ_2 при $\sigma_1 = 10^{-3}$ (рис. 4, *а*) и для различных значений σ_1 при $\sigma_2 = 10^{-3}$ (рис. 4, *б*). Интерпретируя полученные данные, стоит отметить следующее. При вариации зашумленности искусственной обратной связи ОС2 (см. рис. 4, *а*) более ранним снижением кумулятивного вознаграждения характеризуются модели с $\sigma_2 = 0$ (т. е. ожидающие точного значения ОС2 без шума) и с $\sigma_2 = 10^{-3}$ (т. е. $\sigma_2 = \sigma_1$, предположительно в силу несогласованности неусиленного и усиленного сигналов в ОС1 и ОС2 соответственно). При вариации зашумленностью базовой обратной связи ОС1 (см. рис. 4, *б*), напротив, эти опции характеризуются наиболее поздним снижением эффективности ввиду возможности наилучшего восстановления состояния системы.

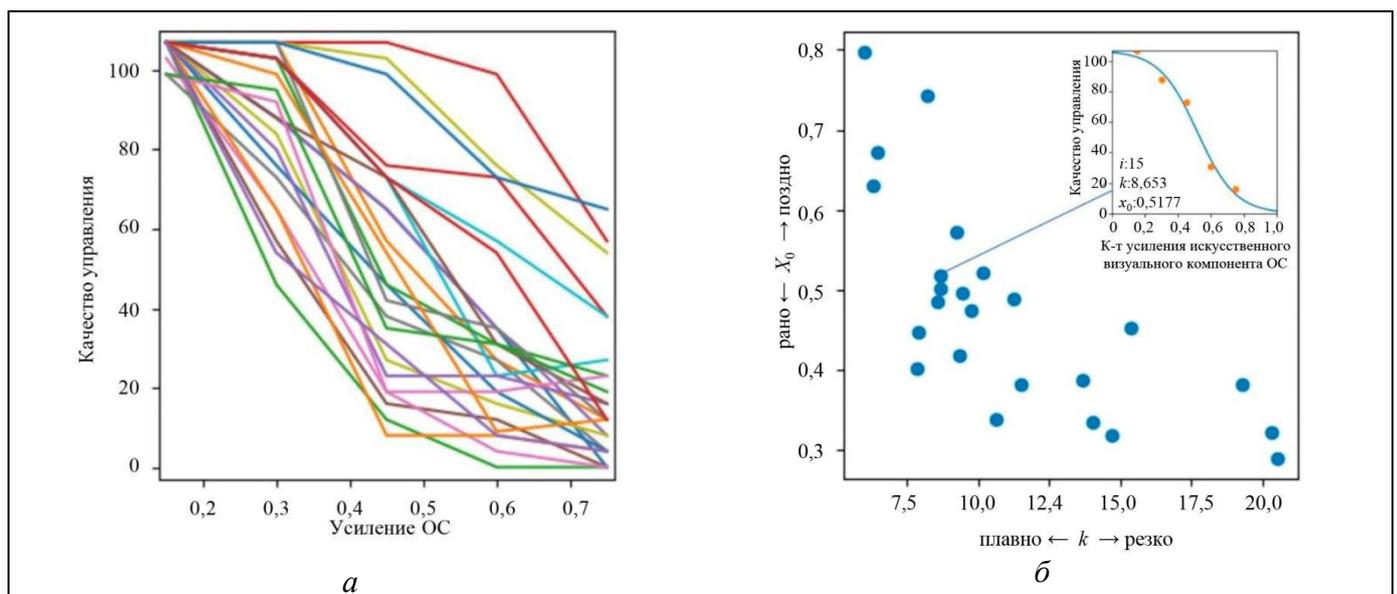


Рис. 3. Регулирование и перерегулирование в оценках влияния обратной связи испытуемых в экспериментальных условиях: *а* – снижение качества управления для различных испытуемых, *б* – результаты параметризации кривых снижения качества управления для различных испытуемых

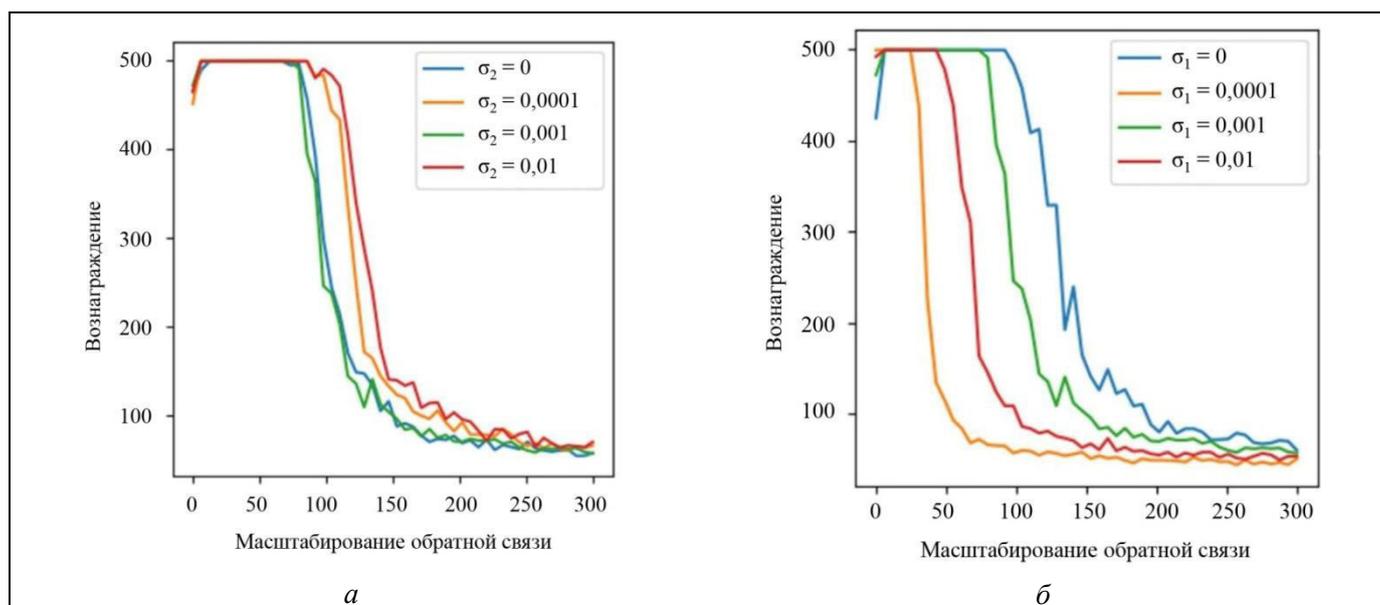


Рис. 4. Оценка влияния обратной связи в обучении с подкреплением: *а* – при вариации зашумления искусственной обратной связи ОС2, *б* – при вариации зашумленностью базовой обратной связи ОС1

В то же время интересным представляется наблюдаемое соотношение зашумленности сигналов ОС1 и ОС2 в части их связи с эффективным влиянием масштабирования обратной связи. На рис. 5 показано изменение величины масштабирования ОС2, обеспечивающей двукратное снижение эффективности управления (кумулятивного вознаграждения) в зависимости от зашумленности сигналов ОС1 и ОС2. Предположительно, в поведении рассматриваемой системы можно наблюдать определенные «фазовые переходы» с точки зрения эффективности управления в различных состояниях.

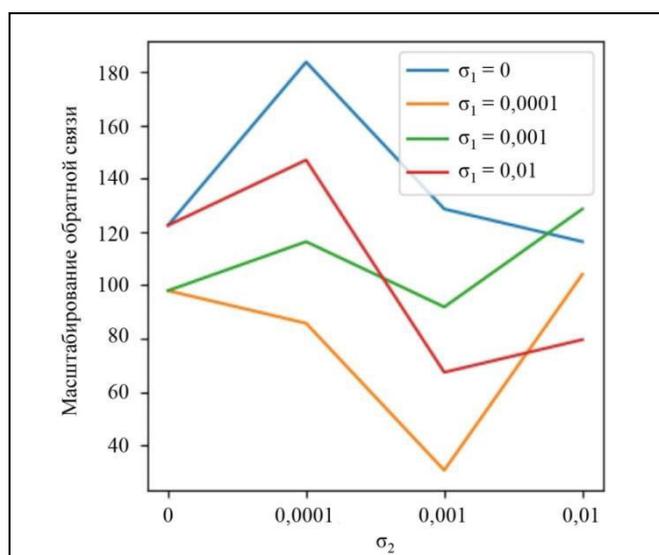


Рис. 5. Масштабирование обратной связи с двукратным снижением вознаграждения

ОБСУЖДЕНИЕ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Яркий пример, связанный с мультисенсорной интеграцией для самоощущения человеком своего тела или его части – эксперименты с «резиновой рукой», когда испытуемый в условиях иллюзии, которую, по мнению авторов, также можно сопоставить с представлениями о «сенсорных перепадах», воспринимает муляж как свою собственную руку [25]. При этом вероятность возникновения иллюзии резиновой руки, как полагают, увеличивается с проприоцептивным шумом (сигналом от мышц, связок и т. д.) и хорошо соответствует байесовской модели причинно-следственной связи. Этот шум можно описать изменением априорной вероятности активности центральной части зрительного и проприоцептивного анализатора [26]. Иными словами, в определенных условиях анализ мозгом получаемой информации учитывает как «свою» некоторую дополнительную информацию, которая может только выдаваться за «свою» (в случае иллюзии) или пониматься как «внешняя», но преодолевающая условную границу «своего» (в случае предлагаемой парадигмы с искусственным сенсорным компонентом). Следует учитывать, что повышение доли неопределенности (дефицита подходящей сигнализации) сенсорного обеспечения «переключает» анализ на использование дополнительной информации. Это позволяет организовать эксперименты не только по типу «иллюзии резиновой руки», но и иные, где присутствуют искусственные компоненты сенсорного обеспечения той или иной активности, и расширить представ-

ления о границах, взаимодействии «живого» и «неживого» в системах человек – машина, адаптивности мозга человека.

Анализ индивидуальных особенностей управления позой по принятым за эталонные данным [6] демонстрирует поведение системы типа человек – машина (одного из вариантов), подобное линейным системам автоматического управления. В частности, наблюдается перерегулирование, изменение быстродействия системы. При этом обнаружены схожие эффекты как в численных «искусственных» экспериментах, так и в наблюдениях с участием человека. Авторы полагают, что это указывает на концептуальное сходство наблюдаемых эффектов. Важным аспектом работы представляется возможность количественной оценки характеристик искусственных компонентов, что в перспективе может не только дать более точное описание состояний системы человек – машина, но главного ее звена – человека. Вторым важным выводом полагается возможность включения агентов искусственного интеллекта в систему управления систем человек – машина по типу представленного на рис. 3 с возможностью оптимизации функциональной структуры и параметров рассматриваемых каналов обратной связи для повышения эффективности работы многоагентной (в общем случае) системы на макроуровне. В ближайшей перспективе это, в частности, может иметь важное значение, например, в медицинской реабилитации путем «замены» или «поддержки» дефицитных функций пациента с помощью внедрения адаптивных элементов комбинированной обратной связи.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Su, H., Qi, W., Chen, J., et al.* Recent Advancements in Multimodal Human–Robot Interaction // *Frontiers in Neurorobotics*. – 2023. – Vol. 17. – Art. no. 1084000.
2. *Belhassen, K., Fernandez Castro, V., Mayima, A., et al.* Addressing Joint Action Challenges in HRI: Insights from Psychology and Philosophy // *Acta Psychologica*. – 2022. – Vol. 222, no. 1. – Art. no. 103476.
3. *Leichtmann, B., Nitsch, V., Mara, M.* Crisis Ahead? Why Human–Robot Interaction User Studies May Have Replicability Problems and Directions for Improvement // *Frontiers in Robotics and AI*. – 2022. – Vol. 11, no. 9. – Art. no. 838116.
4. *Al-Hamadani, M., Fadhel, M.A., Alzubaidi, L., Harabgi, B.* Reinforcement Learning Algorithms and Applications in Healthcare and Robotics: A Comprehensive and Systematic Review // *Sensors*. – 2024. – No. Vol. 24, no. 8. – Art. no. 2461.
5. *Knudsen, J.E., Ghaffar, U., Ma, R., Hung, A.J.* Clinical Applications of Artificial Intelligence in Robotic Surgery // *Journal of Robotic Surgery*. – 2024. – Vol. 18, no. 1. – Art. no. 102.
6. *Кубряк О.В., Панова Е.Н., Крикленко Е.А.* Влияние глубины биологической обратной связи на результат выполнения инструкции здоровыми добровольцами // *Человек. Спорт. Медицина*. – 2018. – Т. 18, № 5. – С. 19–26. [*Kubryak, O.V., Panova, E.N., Kriklenko, E.A.* Vliyanie glubiny biologicheskoy obratnoy svyazi na rezul'tat vypolneniya instrukcii zdorovymi dobrovol'cami // *Chelovek. Sport. Medicina*. – 2018. – Vol. 18, no. 5. – P. 19–26. (In Russian)]
7. *Foundations and Fundamentals in Human–Computer Interaction* / Ed. by C. Stephanidis, G. Salvendy. – Boca Raton: CRC Press, 2024. – 474 p.
8. *Соколов В.В.* Философия Рене Декарта Москва: Госполитиздат, 1950. – С. 5–76. [*Sokolov, V.V.* *Filosofiya Rene Dekarta* Moskva: Gospolitizdat, 1950. – S. 5–76. (In Russian)]
9. *Tustin, A.* The Nature of the Operator's Response in Manual Control, and Its Implications for Controller Design // *Journal of the Institution of Electrical Engineers – Part IIA: Automatic Regulators and Servo Mechanisms*. – 1947. – Vol. 94, no. 2. – P. 190–206.
10. *Анохин П.К.* Биология и нейрофизиология условного рефлекса. – М.: Медицина, 1968. – 547 с. [*Anohin, P.K.* *Biologiya i nejrofiziologiya uslovnogo refleksa*. – М.: Medicina, 1968. – 547 s. (In Russian)]
11. *Anticipation: Learning from the Past: The Russian/Soviet Contributions to the Science of Anticipation* / Ed. by M. Nadin. – Cham: Springer International Publishing, 2015.
12. *Новиков Д.А.* Кибернетика: Навигатор. История кибернетики, современное состояние, перспективы развития. – Москва: ЛЕНАНД, 2016. – 160 с. [*Novikov, D.A.* *Kibernetika: Navigator. Istoriya kibernetiki, sovremennoe sostoyanie, perspektivy razvitiya*. – Moskva: LENAND, 2016. – 160 s. (In Russian)]
13. *Бернштейн Н.А.* Новые линии развития в физиологии и их соотношение с кибернетикой. – Москва: Ин-т философии АН СССР, 1962. – 45 с. [*Bernshtejn, N.A.* *Novye linii razvitiya v fiziologii i ih sootnoshenie s kibernetikoj*. – Moskva: In-t filosofii AN SSSR, 1962. – 45 s. (In Russian)]
14. *Gunes, H., Broz, F., Crawford, C., et al.* Reproducibility in Human–Robot Interaction: Furthering the Science of HRI // *Current Robotics Reports*. – 2022. – Vol. 3, no. 3. – P. 281–292.
15. *Scibilia, A., Pedrocchi, N., Fortuna, L.* Human Control Model Estimation in Physical Human–Machine Interaction: A Survey // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22, no. 5. – Art. no. 1732.
16. *Kubryak, O.V., Kovalchuk, S.V., Bagdasaryan, N.G.* Assessment of Cognitive Behavioral Characteristics in Intelligent Systems with Predictive Ability and Computing Power // *Philosophies*. – 2023. – Vol. 8, no. 5. – Art. no. 75.
17. *Ivanenko, Y., Gurfinkel, V.S.* Human Postural Control // *Frontiers in Neuroscience*. – 2018. – Vol. 20, no. 12. – Art. no. 171.
18. *Левик Ю.С.* Исследования в космосе и новые концепции в физиологии движений // *Авиакосмическая и экологическая медицина*. – 2020. – № 6 (54). – С. 80–91. [*Levik, Yu.S.* *Issledovaniya v kosmose i novye koncepcii v fiziologii dvizhenij* // *Aviakosmicheskaya i ekologicheskaya medicina*. – 2020. – No. 6 (54). – P. 80–91. (In Russian)]
19. *Missen, K. J., Carpenter, M.G., Assländer, L.* Velocity Dependence of Sensory Reweighting in Human Balance Control // *Journal of Neurophysiology*. – 2024. – Vol. 232, no. 2. – P. 454–460.
20. *Karmali, F., Goodworth, A.D., Valko, Y., et al.* The Role of Vestibular Cues in Postural Sway // *Journal of Neurophysiology*. – 2021. – Vol. 125, no. 2. – P. 672–686.
21. *Assländer, L., Peterka, R.J.* Sensory Reweighting Dynamics Following Removal and Addition of Visual and Oroprioceptive Cues // *Journal of Neurophysiology*. – 2016. – Vol. 116, no. 2. – P. 272–285.



22. Zheng, N., Lui, Z., Ren, P., et al. Hybrid-augmented Intelligence: Collaboration and Cognition // *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*. – 2017. – Vol. 18, no. 2. – P. 153–179.
23. Guleva, V., Shikov, E., Bochenina, K., et al. Emerging Complexity in Distributed Intelligent Systems // *Entropy*. – 2020. – Vol. 22, no. 12. – Art. no. 1437.
24. Barto, A.G., Sutton, R.S., Anderson, C.W. Neuronlike Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. – 1983. – Vol. SMC-13, no. 5. – P. 834–846.
25. Botvinick, M., Cohen, J. Rubber Hands ‘Feel’ Touch That Eyes See // *Nature*. – 1998. – Vol. 391, p. 756.
26. Chancel, M., Ehrsson, H.H. Proprioceptive Uncertainty Promotes the Rubber Hand Illusion // *Cortex*. – 2023. – Vol. 165. – P. 70–85.

Статья представлена к публикации членом редколлегии
О.П. Кузнецовым.

Поступила в редакцию 11.10.2024,
после доработки 23.12.2024.
Принята к публикации 26.12.2024.

Кубряк Олег Витальевич – д-р биол. наук, Национальный исследовательский университет «МЭИ», Москва, Россия
✉ kubriakov@mpei.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-7296-5280>

Ковальчук Сергей Валерьевич – канд. техн. наук, Университет ИТМО, Санкт-Петербург,
✉ kovalchuk@itmo.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-8828-4615>

© 2024 г. Кубряк О. В., Ковальчук С. В.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

AN ARTIFICIAL SENSORY COMPONENT IN A MAN-MACHINE SYSTEM WITH COMBINED FEEDBACK

O. V. Kubryak* and S. V. Kovalchuk**

*National Research University Moscow Power Engineering Institute, Moscow Russia

**ITMO University, Saint Petersburg, Russia

*✉ kubriakov@mpei.ru, **✉ kovalchuk@itmo.ru

Abstract. This paper proposes a conceptual approach to constructing combined feedback in a human–machine interaction system through introducing an artificial sensory feedback component controlled by a technical subsystem. The approach is intended to systematize the role of combined feedback in the control of multi-agent systems with additional elements, humans, and artificial agents. This approach is studied for human vertical posture control and in synthetic experiments (within the CartPole model) considered using reinforcement learning as an example. The efficiency of the control problem solution is investigated by varying the characteristics of information transmission channels and the properties of the artificial sensory feedback component. According to the results, natural experiment observations are conceptually similar to those of the artificial numerical experiment in terms of additional feedback channel operation: there are a similar overshoot effect and prospects for improving control performance by tuning the artificial sensory component.

Keywords: human–machine interaction, optimal control, feedback, reinforcement learning, multi-agent systems.

Acknowledgments. This work was supported by the Russian Science Foundation, project no. 24-11-00272.

АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ СКАЛЯРНЫМ ОБЪЕКТОМ В ФОРМЕ ВХОД – ВЫХОД НА ОСНОВЕ ИДЕНТИФИКАЦИОННО-АППРОКСИМАЦИОННОГО ПОДХОДА[#]

С. П. Круглов

ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения», г. Иркутск

✉ kruglov_s_p@mail.ru

Аннотация. Рассмотрен подход к построению адаптивного управления скалярным объектом с текущей параметрической неопределенностью, для которого доступны измерению только его вход и выход, на основе упрощенных условий адаптируемости. Данный подход относится к непрямому самонастраиваемому управлению с использованием алгоритма текущей параметрической идентификации и неявной эталонной модели. Структура настраиваемой модели в алгоритме идентификации выбирается как можно более простой, соответствующей основному движению объекта управления и элементарному динамическому звену или звеньям. В результате текущие оценки в составе указанной модели аппроксимируют движение объекта, критерием чего является сходимость невязки идентификации. Также требуется обеспечить определенные требования к текущим оценкам параметров. Эти оценки, даже неточные, используются для формирования закона управления, доставляющего заданные свойства замкнутой системы управления. Указанное положение предложено трактовать как уточнение известного принципа уверенной эквивалентности с исключением требования асимптотически точного оценивания параметров для достижения самонастраиваемой системой адаптивных свойств в задачах управления по выходу объекта. Основные соотношения приведены для примера, когда доминирующая динамика объекта близка колебательному процессу без дополнительной временной задержки. Предложено применять алгоритм идентификации в виде рекуррентного метода наименьших квадратов с фактором забывания и некоторыми модификациями. Приведены два примера решения задач построения адаптивных систем: управление угловым движением мостового крана и парирование колебаний упругого трехмассового привода. Предложено назвать рассматриваемый подход идентификационно-аппроксимационным. Отмечены возможность и пути его дальнейшего совершенствования.

Ключевые слова: адаптивное управление с самонастройкой, текущая параметрическая неопределенность, алгоритм текущей параметрической идентификации, принцип уверенной эквивалентности, сходимость оценок параметров.

ВВЕДЕНИЕ

Разработка систем адаптивного управления научным сообществом ведется уже более 70 лет, начиная с 1950-х гг. Получены выдающиеся результаты в обосновании теоретических положений

[#] Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда №23-29-00654, <https://rscf.ru/project/23-29-00654/>.

и примеров применения методов адаптивного управления. Сюда можно отнести самонастраивающиеся системы адаптивного управления, системы управления с эталонной моделью, предиктивное управление с самонастройкой, управление на основе скользящих режимов, нейроконтроллеры, управление с нечеткой логикой и др. Но многие ученые признают, что применение на практике методов адаптивного управления при текущей не-



определенности (не по заранее созданной программе или настройке, пусть даже автоматической) крайне скромно [1–5].

Вместе с тем задачи практики, в силу широкого развития средств автоматизации в современных приложениях разных областей техники и необходимости дальнейшего развития, требуют обратного. Одну из причин автор видит в сложности, а порой и недостижимости на практике сформулированных условий адаптируемости замкнутой системы управления. Так, для самонастраивающихся систем (на основе идентификационного подхода, систем с настраиваемой моделью) камнем преткновения является так называемый принцип уверенной эквивалентности (*certainty equivalence principle*), требующий от идентификатора асимптотически точных оценок неизвестных параметров (см., например, работу [6]). Указанного чрезвычайно сложно достичь на практике в условиях несоответствия структуры настраиваемой модели объекту, действия неконтролируемых возмущений и шумов. К тому же, требуется постоянно возбуждающий входной сигнал и т. д.

Очень многие исследования в области построения адаптивных систем управления посвящены системам на основе правила МПТ и теории устойчивости: использования функции Ляпунова, критерия гиперустойчивости Попова и др. (см., например, работы [7, 8]). Однако такие подходы, как правило, порождают алгоритмы настройки с постоянными коэффициентами, подбор которых для конкретных задач и дискретной реализации неочевиден, а сами алгоритмы обладают слабыми идентифицирующими свойствами и т. д. Множественные модификации, связанные с повышением робастности адаптивного управления: введение в алгоритме адаптации обратной связи по оценкам, назначение барьерных функций Ляпунова и др. (см., например, работу [5]), безусловно, повышают возможность практической реализации, но до конца не решают этот вопрос. О последнем можно судить по изложенному выше.

Более того, многие работы в рамках указанного подхода с непрямым управлением (когда вначале оценивают параметры объекта управления алгоритмом, выведенным по функции Ляпунова, а затем на их основании строится закон управления) также требуют постоянного возбуждения регрессора и асимптотически точных оценок [9, с. 296, 10–12].

Настоящая работа является попыткой упрощения пути построения адаптивной системы управления в условиях текущей параметрической неопределенности с использованием самонастройки

в виде алгоритма параметрической идентификации и на основе упрощенных условий адаптируемости. Он, в частности, позволяет уточнить указанный принцип уверенной эквивалентности путем снижения требований к идентификатору в виде снятия требований по асимптотически точному оцениванию параметров, постоянному возбуждению и др. в задачах управления объектом по его выходу. Это демонстрируется на примере решения задачи со скалярным объектом управления, для которого доступны только измерения его входа и выхода. Данная работа является логическим продолжением публикаций [13, 14] и др.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим математическую модель скалярного объекта управления в форме вход – выход в виде

$$\begin{cases} \dot{v} = f_1(v, u, t), & v(t_0) = v_0, \\ y = f_2(v, t), \end{cases} \quad (1)$$

где v – вектор состояния ограниченной размерности с начальным значением v_0 ; u – скалярное управление, или входной сигнал; y – скалярный выходной сигнал; t – текущее время с начальным моментом t_0 ; структуры зависимостей $f_1(v, u, t)$, $f_2(v, t)$, как правило, в технических задачах известны, а их параметры в текущем времени неизвестны. Из структуры указанных зависимостей, а также на основе общих данных об объекте часто можно получить априорную информацию о качественном соотношении некоторых параметров и оценить их приблизительные значения.

Будем считать, что объект (1) в принципе позволяет достичь поставленной цели управления, что, в частности, относится к его управляемости. Также он имеет низкочастотную область рабочих частот с известной верхней границей (обозначим ее как Ω), что соответствует большинству технических задач. Ограничимся рассмотрением класса минимально-фазовых, т. е. устойчивых по входу объектов.

Также предположим, что динамика объекта (1) в диапазоне используемых управлений на ограниченном интервале времени и в области рабочих частот близка к какому-нибудь элементарному звену из теории автоматического управления или к их простейшей совокупности. В данной работе не рассматривается динамика с временной задержкой (т. е. наличие звена транспортной задержки), так как в этом случае рассматриваемый ниже подход требует дополнительных решений.

Ниже для примера будем рассматривать случай, когда связь между входом и выходом объекта (1) близка к колебательной динамике – колебательно-му звену. Критерием отсутствия временных задержек является малая фазовая задержка выхода объекта на малых частотах входного сигнала. Такое поведение является характерным для некоторых механических систем. В соответствии с этим примем, что объект (1) можно аппроксимировать квазистационарным звеном второго порядка:

$$\left[p^2 + a_1(t)p + a_0(t) \right] y(t) \approx \left[b_1(t)p + b_0(t) \right] u(t), \quad (2)$$

где $p = d/dt$ – оператор дифференцирования; $a_1(t), a_0(t), b_1(t), b_0(t)$ – неизвестные переменные по времени параметры; области значений $b_1(t), b_0(t)$ в указанном ниже смысле приблизительно известны; поскольку по условию объект (1) минимально-фазовый, то $\text{sign}(b_1) = \text{sign}(b_0)$.

Ставится задача построить управление этим объектом так, чтобы динамика замкнутой системы управления была близка к заданной посредством назначаемой неявной эталонной модели.

2. АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ

Для решения поставленной задачи введем в рассмотрение оператор $d(p) = d_1 p + 1$, где $d_1 > 0$, $d_1^{-1} \geq \Omega$. Поделив уравнение (2) на полином $d(p)$, перепишем результат в виде

$$\tilde{z}_0(t) \approx \theta_1(t)z_1(t) + \theta_2(t)z_2(t) + \theta_3(t)z_3(t) + z_4(t), \quad (3)$$

где $\tilde{z}_0(t), z_1(t), z_2(t), z_3(t), z_4(t)$ – новые переменные по времени, первые три из них определяются по формулам $\tilde{z}_0(t) = \frac{p^2}{d(p)} y(t)$, $z_1(t) = \frac{p}{d(p)} y(t)$,

$$z_2(t) = \frac{1}{d(p)} y(t); \quad \theta_1(t) = -a_1(t), \quad \theta_2(t) = -a_0(t);$$

переменная $z_4(t)$ дополняет равенство (3) до корректности и состоит из суммы частей, пропорциональных скоростям изменения параметров уравнения (2), в силу принятой квазистационарности влияние этой переменной на основных динамических режимах мало в сравнении с остальными слагаемыми правой части уравнения (3). Будем иметь в виду два случая определения терминов $\theta_3(t)$ и $z_3(t)$, вытекающих из априорной информации о параметрах $b_1(t), b_0(t)$:

- Случай 1. Влияние слагаемого $b_1(t)p$ по сравнению с $b_0(t)$ существенно мало, тогда можно принять $\theta_3(t) = b_0(t)$ и, следовательно, $z_3(t) =$

$$= \left(\mu_1(t) \frac{p}{d(p)} + \frac{1}{d(p)} \right) u(t), \quad \text{где } \mu_1(t) = b_1(t)/b_0(t);$$

примем, что $0 < \mu_1(t) \leq 0,1$.

- Случай 2 имеет место, если не выполняется случай 1: $\theta_3(t) = b_1(t)$, $z_3(t) = \left(\frac{p}{d(p)} + \mu_2(t) \frac{1}{d(p)} \right) \times u(t)$, где $\mu_2(t) = b_0(t)/b_1(t)$; примем, что $0 < \mu_2(t) < 10$.

Сигнал $\tilde{z}_0(t)$ является технически нереализуемым, поэтому заменим его приближенной переменной $z_0(t) = \frac{1}{(d_2 p + 1)} \tilde{z}_0(t)$, где $0 < d_2 \leq d_1$. Тогда модель объекта (3) можно записать как

$$z_0(t) \approx \theta(t)^T \mathbf{z}(t) + z_4(t), \quad (4)$$

где $z_0(t)$ – отклик объекта, $\theta(t) = [\theta_1(t), \theta_2(t), \theta_3(t)]^T$ – вектор неизвестных параметров, $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t), z_3(t)]^T$ – вектор регрессоров, верхний индекс «Т» обозначает транспонирование.

Назначим неявную эталонную модель в виде звена второго порядка, которое описывается как

$$\ddot{y}_m = a_1^M \dot{y}_m + a_2^M y_m + b^M u_{\text{зад}}, \quad (5)$$

$$y_m(t_0) = y(t_0), \quad \dot{y}_m(t_0) = \dot{y}(t_0),$$

где $u_{\text{зад}} = u_{\text{зад}}(t)$ – входной сигнал эталона; $y_m = y_m(t)$ – его выход; a_1^M, a_0^M, b^M – назначаемые постоянные параметры, $a_1^M = -2\xi_m \Omega_m$, $a_0^M = -\Omega_m^2$, $b^M = k_m \Omega_m^2$; ξ_m – относительный коэффициент затухания; Ω_m – собственная частота колебаний эталона; k_m – коэффициент усиления эталона.

Поделив уравнение (5) на полином $d(p)$, его можно переписать в виде

$$z_0^M(t) = a_1^M z_1^M(t) + a_2^M z_2^M(t) + b^M z_3^M(t), \quad (6)$$

$$y_m(t_0) = y(t_0), \quad \dot{y}_m(t_0) = \dot{y}(t_0),$$

$$\text{где } z_0^M(t) = \frac{p^2}{d(p)} y_m(t), \quad z_1^M(t) = \frac{p}{d(p)} y_m(t),$$

$$z_2^M(t) = \frac{1}{d(p)} y_m(t), \quad z_3^M(t) = \frac{1}{d(p)} u_{\text{зад}}(t).$$

В соответствии с назначенной эталонной моделью введем понятие желаемого отклика объекта (4):



$$\begin{aligned} \tilde{z}_0^{\text{жел}}(t) &\triangleq z_0^M(z_1(t), z_2(t), z_3^M(t)) = \\ &= a_1^M z_1(t) + a_2^M z_2(t) + b^M z_3^M(t). \end{aligned} \quad (7)$$

Действительно, если $z_0(t) \rightarrow \tilde{z}_0^{\text{жел}}(t)$, то $\tilde{z}_0(t) \xrightarrow{\approx} \tilde{z}_0^{\text{жел}}(t)$ и из выражения (7) непосредственно следует, что поведение объекта (3), а значит и (4), стремится к динамике (6). Следовательно, справедлива запись $\ddot{y}(t) \xrightarrow{\approx} a_1^M \dot{y}(t) + a_2^M y(t) + b^M u_{\text{зад}}(t)$ и, соответственно, выходной сигнал (1) стремится к заданному посредством эталона (5) поведению.

Для нахождения соответствующего управления приравняем правые части соотношений (4) и (7). Отсюда на основе используемых выше обозначений найдем закон управления, который назовем точным, основанным на полной априорной информации о параметрах (4) и переменной $z_4(t)$:

$$\begin{aligned} u_1^*(t) &= \frac{d_1 p + 1}{\mu_1(t)p + 1} \left[(a_1^M - \theta_1(t)) z_1(t) + \right. \\ &+ \left. (a_2^M - \theta_2(t)) z_2(t) + b^M z_3^M(t) - z_4(t) \right] / b_0(t); \\ u_2^*(t) &= \frac{d_1 p + 1}{p + \mu_2(t)} \left[(a_1^M - \theta_1(t)) z_1(t) + \right. \\ &+ \left. (a_2^M - \theta_2(t)) z_2(t) + b^M z_3^M(t) - z_4(t) \right] / b_1(t), \end{aligned} \quad (8)$$

где u_1^* – точный закон управления для первого случая, u_2^* – для второго.

Поскольку параметры объекта (4) неизвестны, для их определения предлагается применять алгоритм текущей параметрической идентификации. При этом переменную $z_4(t)$ будем игнорировать в силу малости ее значения и аппроксимационных свойств алгоритма идентификации. Наиболее эффективным и часто используемым из них для условий переменных параметров объекта является рекуррентный метод наименьших квадратов с фактором забывания [3]. Дискретная его реализация в непрерывном времени описывается как

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t_i) = \hat{\theta}(t_{i-1}) + \mathbf{K}(t_i) \varepsilon(t_i), \\ \varepsilon(t_i) = z_0(t_i) - \hat{\theta}(t_{i-1})^T \mathbf{z}(t_i), \\ \mathbf{K}(t_i) = \mathbf{P}(t_{i-1}) \mathbf{z}(t_i) (\beta + \mathbf{z}(t_i)^T \mathbf{P}(t_{i-1}) \mathbf{z}(t_i))^{-1}, \\ \mathbf{P}(t_i) = (\mathbf{E} - \mathbf{K}(t_i) \mathbf{z}(t_i)^T) \mathbf{P}(t_{i-1}) / \beta, \\ \mathbf{P}(t_0) = \vartheta \mathbf{E}, \quad \beta < 1, \quad \beta \rightarrow 1, \end{cases} \quad (9)$$

где символ «крышка» означает оценку соответствующего параметра; $t_i \in \Delta t[(i-1), i)$ – текущее время с дискретным отсчетом с шагом Δt , $i = 1, 2, 3, \dots$; $\varepsilon(t_i)$ – невязка идентификации; $\mathbf{K}(t_i)$, $\mathbf{P}(t_i)$ – вектор и квадратная матрица соответственно с размерами, соответствующими векторам θ и \mathbf{z} ; ϑ – большое положительное число; \mathbf{E} – единичная матрица соответствующего размера; β – фактор забывания, обеспечивающий экспоненциальное исключение прошлой информации из работы алгоритма для отслеживания переменных параметров объекта управления с постоянной времени забывания прошлой информации, равной $\Delta t/(1-\beta)$ [15].

Для формирования вектора $\mathbf{z}(t_i)$ в алгоритме (9) по зависимостям (3) необходима информация о величине $\mu(t_i) \in \{\mu_1(t_i), \mu_2(t_i)\}$. Предположим, что ее оценка $\hat{\mu}(t_i)$ имеется в распоряжении (пути достижения этого обсуждаются далее).

Дискретную реализацию закона управления для указанных выше случаев будем строить на основании закона (8) с заменой точных значений параметров их оценками, доставляемыми алгоритмом (9):

$$\begin{aligned} u_1(t_i) &= \frac{(d_1 + \Delta t)v(t_i) - d_1 v(t_{i-1})}{\hat{b}_0(t_i)(\hat{\mu}_1(t_i) + \Delta t)} + \\ &+ \frac{\hat{\mu}_1(t_i)}{\hat{\mu}_1(t_i) + \Delta t} u_1(t_{i-1}), \\ u_2(t_i) &= \frac{(d_1 + \Delta t)v(t_i) - d_1 v(t_{i-1})}{\hat{b}_1(t_i)(1 + \Delta t \hat{\mu}_2(t_i))} + \\ &+ \frac{1}{1 + \Delta t \hat{\mu}_2(t_i)} u_2(t_{i-1}), \end{aligned} \quad (10)$$

где $v(t_i) = (a_1^M - \hat{\theta}_1(t_i)) z_1(t_i) + (a_2^M - \hat{\theta}_2(t_i)) z_2(t_i) + b^M z_3^M(t_i)$.

Для того чтобы высокочастотные составляющие настройки оценок параметров благодаря дискретному алгоритму идентификации не поступали в сигнал управления, рекомендуется последний пропускать через низкочастотный фильтр с частотой среза не менее Ω .

Законы управления (10) с алгоритмом идентификации (9) являются решением поставленной задачи. Рассмотрим его основные свойства.

Особенность алгоритмов идентификации заключается в следующем. В случае разомкнутой идентификации, когда алгоритм (9) функционирует автономно без формирования закона управления

(10), а также при условии, что регрессоры (4) являются линейно независимыми на скользящем интервале и имеют достаточно полный состав для описания (2), значение параметра β выбрано в соответствии со скоростью изменения параметров, а шаг Δt достаточно мал, тогда невязка идентификации с первых шагов алгоритма устремляется к нулю и в дальнейшем остается близкой к нему. При этом оценки параметров очень медленно сходятся к своим истинным значениям. При линейной зависимости регрессоров и/или наличии помех последние не сходятся вообще, что является широко известным фактом.

При использовании идентификационного подхода (систем с самонастройкой) обычно руководствуются принципом уверенной эквивалентности, в соответствии с которым структура закона управления формируется исходя из расчета полной априорной информации о неизвестных параметрах, а в процессе управления вместо последних подставляют их текущие оценки в предположении, что они с течением времени приближаются к истинным значениям. Этим обеспечивается достижение поставленной цели управления. Последнее напрямую требует постоянно возбуждающего («богатого») входного сигнала. В противном случае устойчивость замкнутой системы не гарантируется [1–6].

Вместе с тем многие исследователи отмечают «странное» свойство замкнутой системы управления – иногда формируемое управление точно достигает поставленной цели, а оценки далеки от истинных значений (см. работы [2, 3, 16–18] и др.). Четкого обоснования причин этого явления не было приведено.

По мнению автора, возможным ответом на отмеченное является рассмотрение не оценок параметров и их сходимости к истине, а невязки идентификации и ее сходимости к нулю [13]. Действительно, объект (4) через текущие оценки в непрерывном виде можно описать как

$$z_0(t) \approx \hat{\theta}(t)^T \mathbf{z}(t) + \varepsilon(t). \quad (11)$$

В этом выражении член $\hat{\theta}(t)^T \mathbf{z}(t)$ является настраиваемой моделью отклика объекта, построенной на текущих оценках параметров. Если $\varepsilon(t) \cong 0$, это значит, что оценки параметров «строят» эту модель, аппроксимирующую текущую траекторию движения объекта (4), а соответственно, и выхода исходного объекта (1). Следовательно, все изложенные выводы справедливы и для модели объекта (11), построенной на текущих, даже неточных, оценках. Однако имеются дополнитель-

ные требования, которые в решаемой задаче определяются условиями сходимости невязки идентификации в замкнутом контуре системы управления [13, 14]. Они гораздо проще требования асимптотически точных оценок и в основном сводятся к определенному качеству оценивания параметров при управлении. Следовательно, снимаются требования к постоянно возбуждающему входному сигналу и др.

Эти требования были названы упрощенными и в работе [13] определены как достаточные и одновременно необходимые требования к качеству оценок, доставляемых идентификатором. Для рассматриваемой скалярной задачи управления эти требования сводятся лишь к оценкам \hat{b}_1 и \hat{b}_0 [14]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{sign}(\hat{b}_1) = \text{sign}(\hat{b}_0); \\ \text{sign}(\hat{b}_1) = \text{sign}(b_1), \\ |\hat{b}_1| > \lambda_i |b_1|/2; \hat{b}_1(t) \rightarrow \text{const}; \\ \text{sign}(\hat{b}_0) = \text{sign}(b_0), \\ |\hat{b}_0| > \lambda_i |b_0|/2; \hat{b}_0(t) \rightarrow \text{const}, \end{array} \right. \quad (12)$$

где $\lambda(t_i) = \mathbf{z}(t_i)^T \mathbf{P}(t_i) \mathbf{z}(t_i)$, $0 < \lambda(t_i) < 1$. Первое условие в системе (12) необходимо для обеспечения устойчивости синтезируемого закона (10), что следует из закона (8) с заменой параметров на их оценки; остальные – для устойчивости невязки идентификации в условиях замкнутого контура управления с законом (10).

Можно показать, что условия (12) решают проблему «взрывного» поведения замкнутой системы, описанного в работе [19], а их нарушение приводит к высокочастотным колебаниям в замкнутой системе управления. Верхние ограничения для оценок \hat{b}_1 и \hat{b}_0 существуют в виде критерия результирующего качества управления: чем больше по модулю эти оценки, тем дольше переходные процессы в замкнутой системе. Требования (12) относятся только к параметрам при управлении, при известности диапазонов изменений b_1 , b_0 они достаточно просты для реализации на практике.

Указанные требования к оценкам параметров управляемого объекта при условии сходимости невязки идентификации можно интерпретировать как уточнение принципа уверенной эквивалентности для самонастраивающихся систем управления в задачах слежения выхода управляемого объекта за требуемой траекторией, эталоном и т. п.



Исходя из требований (12), с целью упрощения реализации алгоритма управления предлагается назначить оценки $\hat{b}_1, \hat{b}_0, \hat{\mu}$ постоянными с соблюдением требований (12) и, соответственно, исключить их из процедуры текущей идентификации. Тогда в алгоритме идентификации (9) откликом объекта, вектором оцениваемых параметров и вектором регрессоров будут соответственно

$$z_0(t) - \hat{\theta}_3 z_3(t), \quad \theta(t) = [\theta_1(t), \theta_2(t)]^T, \quad (13)$$

$$\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t)]^T.$$

Предложенное решение может приводить к увеличению скорости изменения точных результирующих значений параметров $\theta_1(t), \theta_2(t)$ в формуле (2), а значит, к увеличению размаха $z_4(t)$. Решением может служить уменьшение значения параметра β в алгоритме идентификации (уменьшение постоянной времени забывания). Из опыта исследований получено, что лучшим решением является назначение фактора забывания переменным, зависимым от невязки идентификации. Предлагается для этого применять подход из работы [20] с небольшой модернизацией:

$$\beta(t_i) = \text{sat} \left[1 - k_\varepsilon \varepsilon_{\text{нч}}^2(t_i) \right], \quad (14)$$

где $\text{sat}(\cdot)$ – функция насыщения, применяемая с целью ограничения величины $\beta(t_i)$: $\beta_{\min} \leq \beta(t_i) \leq \beta_{\max}$ с назначаемыми минимальной и максимальной границами $\beta_{\min}, \beta_{\max}$ соответственно, $0 < \beta_{\min} < \beta_{\max} \leq 1$; $\varepsilon_{\text{нч}}^2(t_i)$ – квадрат низкочастотной части текущего значения невязки идентификации с ее формированием на низкочастотном фильтре с частотой среза не менее Ω ; k_ε – коэффициент, значение которого выбирается в зависимости от среднего размаха квадрата низкочастотной части невязки идентификации.

Известно, что при использовании слишком малых значений фактора забывания норма матрицы $\mathbf{P}(t_i)$ алгоритма (9) может сильно возрасти, что снижает устойчивость доставляемых оценок и формируемого управления. Тот же эффект имеет место и при появлении линейной зависимости в векторе регрессоров, например, на вырожденном движении. Для того, чтобы исключить это, будем использовать модификацию алгоритма (9), описанную в работе [21]. Она заключается в регуляризации матрицы $\mathbf{P}(t_i)^{-1}$ – ограничении нормы $\mathbf{P}(t_i)$ путем проверки диагональных элементов послед-

ней на предмет превышения ими назначенного числа q_{\max} и последующей ее коррекции по зависимости (сразу после вычисления этой матрицы в исходном алгоритме):

$$\mathbf{P}_{\text{ск}}(t_i) = \Lambda(t_i) \mathbf{P}(t_i) \Lambda(t_i),$$

где $\mathbf{P}_{\text{ск}}(t_i)$ – скорректированное значение матрицы $\mathbf{P}(t_i)$; $\Lambda(t_i)$ – диагональная матрица соответствующего размера с единичными элементами на диагонали, за исключением номеров элементов (условно обозначим их j), которые соответствуют неравенству $\rho_j > \rho_{\max}$, ρ_j – диагональный элемент исходной матрицы $\mathbf{P}(t_i)$ с номером j , ρ_{\max} – назначенное ограничение диагональных элементов; значение j -го элемента матрицы $\Lambda(t_i)$ равно $\sqrt{\rho_{\max} / \rho_j}$.

Еще одним дополнительным путем повышения качества управления (в некоторых случаях необязательным) в принятом условии (13) является запись законов управления (10) с учетом низкочастотной части невязки идентификации в составе переменной $v(t_i)$:

$$v(t_i) = \left(a_1^M - \hat{\theta}_1(t_i) \right) z_1(t_i) + \left(a_2^M - \hat{\theta}_2(t_i) \right) z_2(t_i) + b^M z_3^M(t_i) - \tilde{\varepsilon}_{\text{нч}}(t_i), \quad (15)$$

где $\tilde{\varepsilon}_{\text{нч}}(t_i)$ – низкочастотная часть текущего значения невязки идентификации (отличная от указанной в формуле (14)), получаемая на низкочастотном фильтре с частотой среза менее Ω . Такое решение уменьшает немоделированность исходного объекта искомыми оценками $\hat{\theta}_1(t_i), \hat{\theta}_2(t_i)$ в принятых условиях.

Описанный подход по формированию адаптивного управления для объекта (1) на основе упрощенных условий адаптируемости также предлагается назвать идентификационным методом адаптивного управления с аппроксимацией, или идентификационно-аппроксимационным управлением.

3. ПРИМЕНЕНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МОСТОВЫМ КРАНОМ

Рассмотрим управление мостовым краном для перемещения груза в горизонтальной плоскости по одной оси. В качестве управляющего воздействия выступает сила, приложенная к тележке мостового крана (рис. 1).

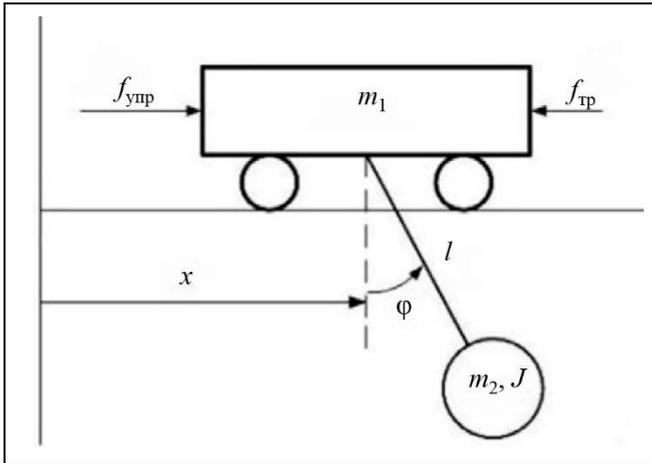


Рис. 1. Кинематическая схема мостового крана с перемещением груза по одной оси

Если не учитывать вес каната подвеса, трение угловых движений, ветровые возмущения и сухое трение, уравнение движения груза описывается системой нелинейных дифференциальных уравнений [22]

$$\begin{cases} (m_1 + m_2)\ddot{x} + (m_2 l \cos \varphi)\ddot{\varphi} = \\ = m_2 l \dot{\varphi}^2 \sin \varphi + f_{\text{упр}} - f_{\text{тр}}, \\ (m_2 l \cos \varphi)\ddot{x} + (m_2 l^2 + J)\ddot{\varphi} = -m_2 g l \sin \varphi, \end{cases} \quad (16)$$

где x – линейное перемещение тележки крана; φ – угол отклонения подвеса груза от вертикальной оси; $f_{\text{упр}}$ – управляющая сила, действующая на тележку; $f_{\text{тр}} = k_x \dot{x}$ – сила трения при перемещении тележки; k_x – коэффициент вязкого трения; m_1 , m_2 – массы тележки крана и переносимого груза соответственно; l – длина подвеса груза; J – центральный осевой момент инерции груза; g – ускорение свободного падения.

Будем рассматривать задачу управления, когда входом управляемого объекта будет сигнал $f_{\text{упр}}$, а выходом – угловая скорость отклонения подвеса ($\omega = \dot{\varphi}$). Из элементарной физики следует, что связь между входом и выходом объекта (16) является колебательной. Причем используется именно такое сочетание входа и выхода, поскольку предварительные исследования показывают, что на малых частотах они имеют минимальную фазовую задержку (это обговаривалось выше).

Для крана со значениями параметров $m_1 = 450$ кг, $m_2 = 1000$ кг, $J = 1000$ кг·м² (радиус инерции груза 1 м); $l = 7$ м; $k_x = 0,3$ Н·с/м пере-

даточная функция, построенная на основе линеаризации уравнений (16) в силу малости угла φ и его скорости, связывающая входную переменную $f_{\text{упр}}$ и выходную ω , может быть записана в виде

$$\begin{aligned} \frac{\omega(t)}{f_{\text{упр}}(t)} &= \frac{\tilde{b}_2 p^2}{p^3 + \tilde{a}_2 p^2 + \tilde{a}_1 p + \tilde{a}_0} \approx \\ &\approx \frac{-2,98 \cdot 10^{-4} p^2}{p^3 + 6,38 \cdot 10^{-4} p^2 + 4,24 p + 8,77 \cdot 10^{-4}}, \end{aligned} \quad (17)$$

где $\tilde{b}_2 = -m_2 l / \gamma$, $\tilde{a}_2 = (J + m_2 l^2) k_x / \gamma$, $\tilde{a}_1 = (m_1 + m_2) m_2 l g / \gamma$, $\tilde{a}_0 = m_2 l k_x g / \gamma$, $\gamma = (m_1 + m_2) J + m_1 m_2 l^2$; здесь и далее передаточные функции записаны через оператор дифференцирования; полагается, что начальные значения входа и выхода соответствующего им звена и их производные являются нулевыми.

Собственная частота колебаний этой механической системы составляет 2,1 рад/с с указанными ниже вариациями параметров крана $\Omega \approx 5$ с⁻¹. Будем считать, что выходная переменная ω непосредственно измеряется.

Эталонную модель (5) представим так: $u_m \triangleq \omega_m$, где ω_m соответствует угловой скорости ω ; $u_{\text{зад}}$ будет представлять заданное значение угловой скорости подвеса (обозначим ее как $\omega_{\text{зад}}$); $\xi_m = 1$, $\Omega_m = 3$ с⁻¹, $k_m = 1$.

Исходя из значения Ω , выберем $d_1 = 0,2$ с, $d_2 = 0,1$ с. Отсюда

$$z_0(t) = \frac{p^2}{(0,2p+1)(0,1p+1)} \omega(t),$$

$$z_1(t) = [p/(0,2p+1)] \omega(t),$$

$$z_2(t) = [1/(0,2p+1)] \omega(t),$$

$$z_3^M(t) = [1/(0,2p+1)] \omega_{\text{зад}}(t).$$

Заметим, что здесь формула (2) по структуре не совпадает с выражением (17), поэтому аппроксимация (17) на текущей траектории движения возможна только с помощью $\theta = \theta(t)$, т. е. модель (2), (3) является нестационарной.

Для синтеза управления необходимо иметь априорную информацию о значениях параметров b_1 , b_0 в уравнении (2), аппроксимирующем объект (16), (17). Из формулы (17) известен их знак – от-

рицательный. Для получения более точной информации возможны следующие пути. Первый – выполнить предварительное оценивание всех параметров (2) с получением их приближенных значений. Второй – получить только оценки \hat{b}_1, \hat{b}_0 на основе идентификации за пределами области рабочих частот объекта, как это предлагалось в патенте [23].

Третий, более простой, заключается в следующем. Зная, что в замкнутой системе управления слишком малые по модулю значения \hat{b}_1, \hat{b}_0 по условиям (12) вызывают высокочастотные неустойчивые движения, можно экспериментально на модели системы управления подобрать их значения. Именно он был применен в данной работе. В связи с этим принято: использовать второй случай модели (3), $\hat{b}_1 \equiv -3 \cdot 10^{-4} (\text{м} \cdot \text{кг})^{-1}$, $\hat{\mu}_2 \equiv 5 \text{ с}^{-1}$. Поэтому переменная $z_3(t) = [(p+5)/(0,2p+1)] \times f_{\text{упр}}(t)$.

Для идентификации использовался алгоритм (9), (13), (14) с параметрами $\Delta t = 0,01 \text{ с}$ (с этим же шагом реализовывался дискретный закон управле-

ния (10), (15), $u_2(t_i)$, $\vartheta = \rho_{\text{max}} = 10$, $\beta_{\text{min}} = 0,01$, $\beta_{\text{max}} = 0,99$, $k_e = 10 \text{ с}^2$. Низкочастотные составляющие невязки идентификации таковы: $\varepsilon_{\text{нч}}(t) = [1/(0,1p+1)]\varepsilon(t)$, $\tilde{\varepsilon}_{\text{нч}}(t) = [1/(p+1)]\varepsilon(t)$. Сформированный системой сигнал $f_{\text{упр}}$ перед подачей на объект управления фильтровался на звене $1/(0,1p+1)$.

Модельные исследования проводились в компьютерной среде Matlab/Simulink/Multibody. Модель объекта управления соответствовала зависимостям (16) с указанными выше значениями параметров.

На рис. 2 представлены результаты исследования для этих значений параметров алгоритма управления при назначенной кривой заданной угловой скорости подвеса (рис. 2, в). Можно видеть, что текущая угловая скорость подвеса ω практически следит за эталонной $\omega_{\text{м}}$, угловое движение устойчиво. Конечно, на практике такая система требует дополнительного контура управления по перемещению тележки, но это выходит за рамки решаемой задачи.

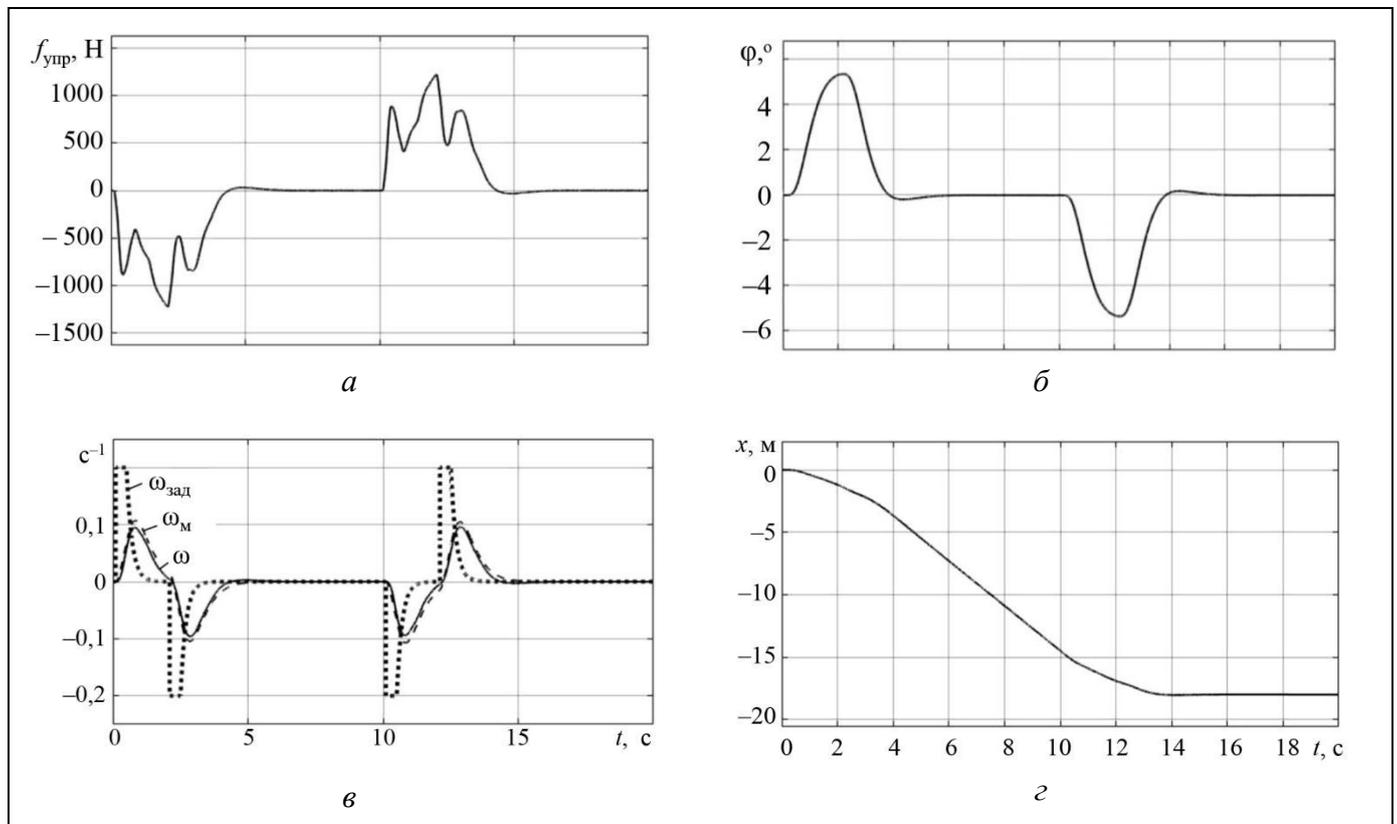


Рис. 2. Замкнутая система управления мостовым краном: а – управляющая сила; б – угол отклонения подвеса груза; в – заданная угловая скорость $\omega_{\text{зад}}$, угловая скорость эталона $\omega_{\text{м}}$ и угловая скорость отклонения подвеса груза ω ; г – пройденное тележкой крана расстояние

При том же законе управления было получено практически такое же по качеству поведение сигналов ω и φ при других значениях параметров крана в большом диапазоне их варьирования: массы груза от 50 до 10 000 кг, длины подвеса от 2 до 10 м, радиуса инерции груза от 0,5 до 2 м (пропорционально весу груза). Изменялось только управление, т. е. можно говорить об адаптивном управлении в условиях текущей параметрической неопределенности.

Также были оценены робастные свойства используемого алгоритма управления при воздействии на систему управления реальных факторов. Так, моделировалась ситуация, когда выход объекта (16) измерялся с гауссовским центрированным шумом и имелась задержка в управлении. Шум со среднеквадратическим отклонением до 0,001 рад/с и задержка до 0,005 с практически не влияют на качество управления. Исследовался гипотетический случай больших амплитуд угла φ до 30° и более с проявлением нелинейных эффектов. Поведение замкнутой системы несколько снизило свое качество слежения за эталоном, но устойчивость углового движения обеспечивается.

4. ПРИМЕНЕНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ТРЕХМАССОВЫМ УПРУГИМ ОБЪЕКТОМ

Рассмотрим случай адаптивного управления трехмассовым упругим объектом, моделирующим множество быстродействующих приводов мехатронных систем, представленным на рис. 3 [24].

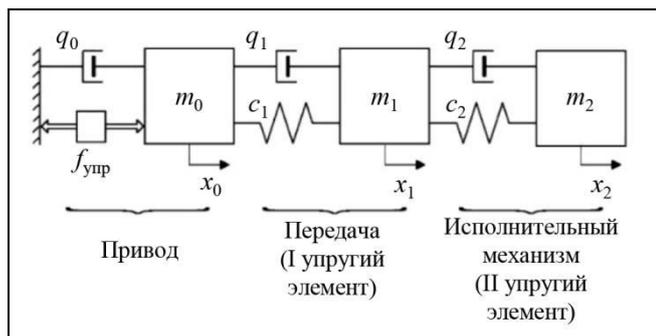


Рис. 3. Кинематическая схема трехмассового упругого привода

На рисунке приняты следующие обозначения: m_0, m_1, m_2 – соответственно приведенные массы тел привода, механической передачи движения и исполнительного механизма; x_0, x_1, x_2 – перемещение указанных тел относительно своего исходного положения; c_1, c_2 – приведенные коэффициенты жесткости указанных на рисунке упругих

элементов; q_0, q_1, q_2 – коэффициенты вязкого трения; $f_{\text{упр}}$ – управляющая сила привода. Схема содержит два упругих элемента, показанных на рисунке, с собственными частотами $\Omega_1 = \sqrt{c_1/m_1}$ и $\Omega_2 = \sqrt{c_2/m_2}$.

Указанная схема описывается дифференциальными уравнениями

$$\begin{cases} m_0 \ddot{x}_0 + q_0 \dot{x}_0 + q_1 (\dot{x}_0 - \dot{x}_1) + c_1 (x_0 - x_1) = f_{\text{упр}}, \\ m_1 \ddot{x}_1 + q_1 (\dot{x}_1 - \dot{x}_0) + c_1 (x_1 - x_0) + \\ \quad + q_2 (\dot{x}_1 - \dot{x}_2) + c_2 (x_1 - x_2) = 0, \\ m_2 \ddot{x}_2 + q_2 (\dot{x}_2 - \dot{x}_1) + c_2 (x_2 - x_1) = 0. \end{cases} \quad (18)$$

Рассмотрим совокупность параметров исследуемого объекта, когда первый упругий элемент по быстродействию не уступает второму, т. е. $\Omega_1 \geq \Omega_2$: $m_0 = 10$ кг; $m_1 = 1$ кг; $m_2 = 0,5$ кг; $q_0 = 3$ Н·см⁻¹; $q_1 = q_2 = 0,5$ Н·см⁻¹; $c_1 = 10000$ Н·м⁻¹; $c_2 = 30$ Н·м⁻¹. Эти параметры соответствуют значениям $\Omega_1 = 100$ с⁻¹ и $\Omega_2 \approx 7,7$ с⁻¹. Будем считать, что вариациям параметров подвержен только второй упругий элемент, поэтому $\Omega = 100$ с⁻¹.

В этой схеме будем рассматривать в качестве входа переменную $f_{\text{упр}}$, а выхода $x = x_2 - x_0$, характеризующую упругие свойства системы. Связь между этими переменными колебательная, а фазовая задержка на малых частотах незначительная. Передаточная функция по указанному выходу имеет вид

$$\frac{x(t)}{f_{\text{упр}}(t)} = \frac{-(\tilde{b}_3 p^3 + \tilde{b}_2 p^2 + \tilde{b}_1 p)}{p^5 + \tilde{a}_4 p^4 + \tilde{a}_3 p^3 + \tilde{a}_2 p^2 + \tilde{a}_1 p + \tilde{a}_0} \approx \frac{-(0,1 p^3 + 0,2 p^2 + 1009 p)}{p^5 + 2,35 p^4 + 11091 p^3 + 14561 p^2 + 693 \cdot 10^3 p + 18 \cdot 10^4},$$

$$\text{где } \tilde{b}_3 = m_1 m_2 / \gamma, \quad \tilde{b}_2 = [q_1 m_2 + q_2 (m_1 + m_2)] / \gamma,$$

$$\tilde{b}_1 = (c_1 m_2 + c_2 m_1 + c_2 m_2) / \gamma,$$

$$\tilde{a}_4 = (q_0 m_1 m_2 + q_1 m_0 m_2 + q_2 m_0 m_1 + q_1 m_1 m_2 + q_2 m_0 m_2) / \gamma,$$

$$\tilde{a}_3 = \left[\begin{array}{l} q_0 q_1 m_2 + q_0 q_2 (m_1 + m_2) + \\ + q_1 q_2 (m_0 + m_1 + m_2) + \\ + c_1 m_2 (m_0 + m_1) + c_2 m_0 (m_1 + m_2) \end{array} \right] / \gamma,$$



$$\tilde{a}_2 = \left[\frac{q_0 q_1 q_2 + q_0 (c_1 m_2 + c_2 m_1 + c_2 m_2) + (q_1 c_2 + q_2 c_1) (m_0 + m_1 + m_2)}{\gamma} \right],$$

$$\tilde{a}_1 = \left[\frac{q_0 (q_1 c_2 + q_2 c_1) + c_1 c_2 (m_0 + m_1 + m_2)}{\gamma} \right],$$

$$\tilde{a}_0 = q_0 c_1 c_2 / \gamma, \quad \gamma = m_0 m_1 m_2.$$

Эталонную модель (5) представим в виде

$y_m \triangleq x_m$, где x_m соответствует $x = x_2 - x_0$, $u_{\text{зад}}$ будет представлять заданное значение x : $x_{\text{зад}} \equiv 0$, $\xi_m = 1$, $\Omega_m = 10 \text{ c}^{-1}$, $k_m = 1$.

Исходя из значения Ω рассматриваемого объекта, выберем $d_1 = 0,01 \text{ с}$, $d_2 = 0,001 \text{ с}$. Отсюда $z_0(t) =$

$$= \frac{p^2}{(0,01p+1)(0,001p+1)} x(t), \quad z_1(t) = \frac{p}{0,01p+1} x(t),$$

$$z_2(t) = \frac{1}{0,01p+1} x(t), \quad z_3^M(t) \equiv 0.$$

Оценки \hat{b}_1, \hat{b}_0 определены тем же методом, что и в § 3, используется первый случай модели (3), $\hat{b}_0 \equiv -0,4 \text{ кг}^{-1}$, $\hat{\mu}_1 \equiv d_1$. Поэтому переменная $z_3(t) = f_{\text{упр}}(t)$.

Алгоритм идентификации и его параметры использовались те же, что и в § 3, за исключением $\Delta t = 0,001 \text{ с}$, $k_e = 0,5 \text{ м}^2$, низкочастотные составляющие невязки идентификации равны $\varepsilon_{\text{ич}}(t) = [1/(0,1p+1)]\varepsilon(t)$, $\tilde{\varepsilon}_{\text{ич}}(t) = [1/(0,05p+1)]\varepsilon(t)$. Фильтрация сигнала $f_{\text{упр}}$ производилась на апериодическом звене с постоянной времени $0,01 \text{ с}$.

На рис. 4 представлены графики исходного поведения объекта (18) при воздействии на него сигнала $f_{\text{упр}} = f_{\text{упр}}^B$, где $f_{\text{упр}}^B$ представляет собой возмущение. На рис. 5 представлены результаты исследования замкнутой системы управления, в которой $f_{\text{упр}} = f_{\text{упр}}^B + f_{\text{упр}}^U$, где $f_{\text{упр}}^U$ – целевое управление, формируемое системой управления для обеспечения заданных свойств замкнутой системы управления.

Также были проведены исследования с другими значениями параметров (18) второго упругого элемента, которые менялись в произвольном сочетании: c_2 в диапазоне от 3 до $240 \text{ Н}\cdot\text{с}/\text{м}$ и m_2 в диапазоне от 0,1 до 6 кг, что соответствовало изменению частоты Ω_2 от 0,7 до 50 с^{-1} . Получено, что система управления во всех случаях обеспечивает устойчивое поведение переменной $x = x_2 - x_0$. Ошибка по этой переменной через 1–1,5 с после воздействия возмущения не превышает 0,002 м. При этом переходный процесс может несколько

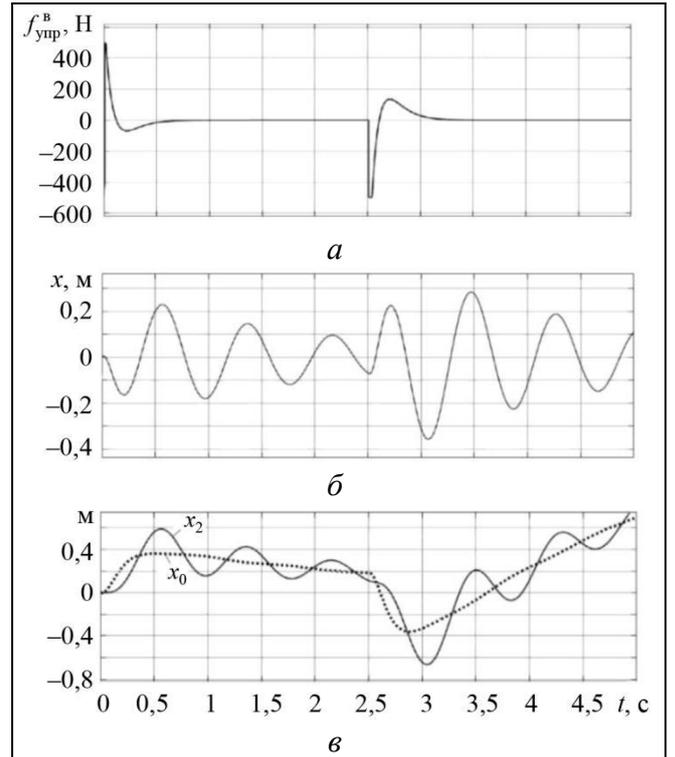


Рис. 4. Поведение трехмассового упругого привода при возмущении: а – внешняя возмущающая сила; б – относительное перемещение масс привода; в – перемещения тел с массами m_0, m_2

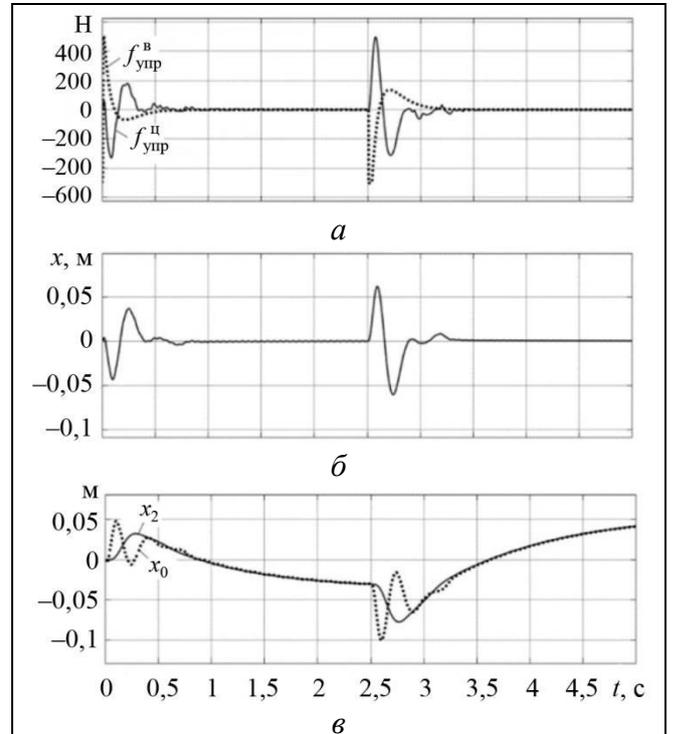


Рис. 5. Замкнутая система управления трехмассовым упругим приводом: а – внешняя возмущающая сила $f_{\text{упр}}^B$ и управляющая сила $f_{\text{упр}}^U$; б – относительное перемещение масс привода; в – перемещения тел с массами m_0, m_2

отличаться от представленного на рис. 5. Система управления не снижает указанного качества управления, если измерения выходной переменной у зашумлены гауссовским центрированным шумом со среднеквадратическим отклонением не более 0,1 мм и имеется задержка управления не более, чем на 0,003 с.

Можно видеть, что система справляется с задачей гашения упругих колебаний: по окончании внешнего воздействия $x \rightarrow 0$ в условиях большого многообразия параметров управляемого объекта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен подход по использованию упрощенных условий адаптируемости, или идентификационно-аппроксимационный подход, относящийся к системам с самонастройкой, для решения задачи построения адаптивного управления скалярным объектом с доступными измерениями только по входу и выходу. Основной особенностью подхода является использование структурной и параметрической аппроксимации динамики движения объекта. Первая реализуется описанием динамики моделью с более простой структурой (в виде простого звена или их совокупности), чем у объекта. Вторая сводится к использованию текущих оценок параметров, доставляемых алгоритмом идентификации, не обязательно стремящихся в асимптотике к точным значениям и переменных по времени. При этом для достижения свойств замкнутой системы управления, близких к назначенному эталону, не требуются точные оценки параметров, достаточно выполнить условия (12) и получить сходимости невязки идентификации. По этой модели строится управление. Указанное можно интерпретировать как уточнение известного принципа уверенной эквивалентности в самонастраивающихся системах при решении задач по выходу управляемого объекта. Сопутствующим положительным моментом последнего является необязательность постоянно возбуждающих регрессоров («богатства» входного сигнала).

Изложенный подход доступен модификациям. Так, вместо алгоритма идентификации (9) можно использовать проекционный алгоритм Качмажа [3]. Постоянные оценки параметров при управлении аппроксимирующей модели можно заменить на переменные, доставляемые двухэтапной идентификацией [23]. Также для повышения робастности процедуры текущей параметрической идентификации и в целом адаптивного управления, можно применять подходы, изложенные, например, в работах [2, 3] и др. К ним относятся: введение в

алгоритм идентификации обратной связи по оценкам с малым параметром, «подтягивание» оценок к априорно известным их значениям, использование зоны нечувствительности невязки идентификации, ограничение ее размаха и др. Также следует отметить, что в работе рассматривались только объекты с колебательной динамикой, которые аппроксимированы колебательным звеном без транспортной задержки. Но обобщения на другие виды объектов очевидны.

Безусловно, рассмотренный в работе метод нельзя отнести к универсальным инструментам построения адаптивного управления. Но многие практические задачи с его помощью можно эффективно решать: например, кроме указанных выше задач, он успешно был применен и в других (см., например, работу [25] и др.).

ЛИТЕРАТУРА

1. *Tao, G.* Adaptive Control Design and Analysis. – Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2003. – 618 p.
2. *Ioannou, P., Fidan, B.* Adaptive Control Tutorial. – Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2006. – 387 p.
3. *Åström, K.J., Wittenmark, B.* Adaptive Control. Second edition. – Mineola, NY: Dover Publications, Inc., 2008. – 575 p. – URL: bayanbox.ir/view/8821671619590593184/Adaptive-Control-Astrom-2nd-edition.pdf (дата обращения 10.10.2024). [Accessed October 10, 2024].
4. *Nguyen, N.T.* Model-Reference Adaptive Control, Advanced Textbooks in Control and Signal Processing. – Cham: Springer International Publishing AG, 2018. – 453 p. – URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-56393-0> (дата обращения 10.10.2024). [Accessed October 10, 2024].
5. *Annaswamy, A.M., Fradkov, A.L.* A Historical Perspective of Adaptive Control and Learning // Annual Reviews in Control. – 2021. – Vol. 52. – P. 18–41.
6. *Bobál, V., Böhm, J., Fessl, J., Macháček, J.* Digital Self-tuning Controllers: Algorithms, Implementation and Applications. – Berlin: Springer Science & Business Media, 2005. – 318 p. – URL: https://matlab.fei.tuke.sk/taui_new/subory/prednasky/Digital_Self-tuning_Controllers.pdf (дата обращения 10.10.2024). [Accessed October 10, 2024].
7. *Fradkov, A.L., Miroshnik, I.V., Nikiforov, V.O.* Nonlinear and Adaptive Control of Complex Systems. – Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1999. – 510 p.
8. *Еремин Е. Л., Теличенко Д. А., Семичевская Н. П.* и др. Управление техническими системами в условиях неопределенности. – Благовещенск: Амурский гос. ун-т, 2014. – 211 с. [*Eremín, E.L., Telichenko, D.A., Semichevskaya, N.P., et al.* Upravlenie texnicheskimi sistemami v usloviyax neopredelennosti. – Blagoveshhensk: Amurskij gos. un-t., 2014. – 211 p. (In Russian)].
9. *Ефимов Д.Е.* Робастное и адаптивное управление нелинейными колебаниями. – СПб.: Наука, 2005. – 314 с. [*Efimov, D.V.* Robust and adaptive control of nonlinear oscillations. – SPb.: Nauka, 2005. – 314 p. (In Russian)].



10. Loria, A., Kelly, R., Teel, A. On Uniform Parametric Convergence in the Adaptive Control of Mechanical Systems // *European Journal of Control*. – 2005. – No. 11. – P. 90–101.
11. Dobriborsci, D., Kolyubin, S., Bobtsov, A. Output Adaptive Control for Linear Systems under Parametric Uncertainties with Finite-Time Matching Input Harmonic Disturbance Rejection // *ArXiv*. – 2020. – Vol. abs/2005.07639. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2005.07639> (дата обращения 10.10.2024). [Accessed October 10, 2024].
12. Глуценко А. И., Ласточкин К. А. Аппроксимационный подход к адаптивному управлению линейными нестационарными системами // *Автоматика и телемеханика*. – 2024. – № 5. – С. 86–111. [Glushchenko, A.I., Lastochkin, K.A. Approximation-Based Approach to Adaptive Control of Linear Time-Varying Systems // *Automation and Remote Control*. – 2024. – Vol. 85, no 5. – P. 512–531].
13. Круглов С. П. Вопросы адаптируемости систем управления со схемой «идентификатор + эталон» // *Труды IV международной конференции «Идентификация систем и задачи управления»*. – Москва, 2005. – С. 1307–1348. [Kruglov, S.P. Voprosy` adaptiruemosti sistem upravleniya so skemoj` «identifikator + e`talon» // *Trudy` IV mezhdunarodnoj konferencii "Identifikaciya sistem i zadachi upravleniya"*, Moscow, 2005 g. – P. 1307–1348. (In Russian)].
14. Круглов С. П. Сходимость невязки идентификации в системе управления с параметрической адаптацией // *Информационные технологии и математическое моделирование в управлении сложными системами: электрон. науч. журн.* – 2019. – № 1. – С. 27–40. – URL: <http://ismm-irgups.ru/toma/12-2019> (дата обращения 10.10.2024). [Kruglov, S.P. Sxodimost` nevyazki identifikacii v sisteme upravleniya s parametricheskoy adaptaciej // "Informacionny'e tehnologii i matematicheskoe modelirovanie v upravlenii slozhny`mi sistemami": e`lektron. nauch. zhurn. – 2019. – No. 1. – P. 27–40. URL: <http://ismm-irgups.ru/toma/12-2019> (accessed October 10, 2024). (In Russian)]
15. Лjung Л. Идентификация систем. Теория для пользователя / Под ред. Я.З. Цыпкина. – М.: Наука, 1991. – 432 с. [Ljung, L. System Identification: Theory for the User. – New York, Prentice Hall PTR, 1987. – 544 p.].
16. Срагович В. Г. Адаптивное управление. – М.: Наука, 1981. – 384 с. [Sragovich, V.G. Adaptivnoe upravlenie. – М.: Nauka, 1981. – 384 p. (In Russian)].
17. Изерман Р. Цифровые системы управления. – М.: Мир, 1984. – 541 с. [Isermann, R. Digital control systems. – Berlin–Heidelberg, Springer-Verlag, 1981. – 566 p.].
18. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом. – М.: Наука, 1987. – 232 с. [Bukov, V.N. Adaptivny`e prognoziryushhie sistemy` upravleniya poletom. – М.: Nauka, 1987. – 232 p. (In Russian)].
19. Anderson, B.D.O. Adaptive Systems, Lack of Persistency of Excitation and Bursting Phenomena // *Automatica*. – 1985. – Vol. 21, no. 3. – P. 247–258.
20. Dumont, G.A., Huzmezan, M. Concepts, Methods and Techniques in Adaptive Control // *Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No.CH37301)*. – Anchorage, AK, USA, 2002. – Vol. 2. – P. 1137–1150.
21. Круглов С. П. Модификации рекуррентного метода наименьших квадратов с фактором забывания для функциональной устойчивости текущего параметрического оценивания динамических процессов // *Информационные технологии и математическое моделирование в управлении сложными системами: электрон. науч. журн.* – 2019. – № 1. – С. 1–12. – URL: <http://ismm-irgups.ru/toma/12-2019> (дата обращения: 10.10.2024). [Kruglov, S.P. Modifikatsii rekurrentnogo metoda naimen'shikh kvadratov s faktorom zabyvaniya dlya funktsional'noy ustoychivosti tekushchego parametricheskogo otsenivaniya dinamicheskikh protsessov // «Informacionny'e tehnologii i matematicheskoe modelirovanie v upravlenii slozhny`mi sistemami»: e`lektron. nauch. zhurn. – 2019. – No. 1. – P. 1–12. – URL: <http://ismm-irgups.ru/toma/12-2019> (accessed October 10, 2024). (In Russian)].
22. Черноусько Ф.Л., Ананьевский И.М., Реушин С.А. Методы управления нелинейными механическими системами. – М.: Физматлит, 2006. – 328 с. [Chernous'ko, F.L., Anan'evskij, I.M., Reshmin, S.A. Metody` upravleniya nelinejny`mi mexanicheskimi sistemami. – М.: Fizmatlit, 2006. – 328 p. (In Russian)].
23. Патент RU 2231819 C2. Адаптивная система управления с двухэтапным идентификатором и неявной эталонной моделью: № : заявл. 13.02.02; опубл. 27.06.04, бюл. № 18 / Буков В.Н., Круглов С. П., Бронников А.М., Сегедин Р.А. [Patent RU 2231819 C2. Adaptivnaya sistema upravleniya s dvuxe`tapny`m identifikatorom i neyavnoj e`talonnoj model`yu: No. 2002104086/09: appl. 13.02.02: publ. 27.06.04, bul. № 18 / Bukov, V.N., Kruglov, S.P., Bronnikov, A.M., Segedin, R.A. (In Russian)].
24. Кузнецов Н.К. Активное гашение упругих колебаний исполнительных механизмов мехатронных систем // *Современные технологии. Системный анализ. Моделирование*. – 2011. – № S-4 (32). – С. 101–110. [Kuznecov, N.K. Aktivnoe gashenie uprugix kolebanij ispolnitel'ny`x mexanizmov mexatronny`x sistem // *Sovremennyye tehnologii. Sistemny`j analiz. Modelirovanie*. – 2011. – No. S-4 (32). – P. 101–110. (In Russian)].
25. Круглов С. П., Ковыршин С. В. Идентификационное скоростное управление мостовым краном с сокращенной моделью переноса груза // *Проблемы управления*. – 2023. – № 4. – С. 28–37. [Kruglov, S.P., Kovy'rshin, S.V. Identification-Based Speed Control of an Overhead Crane with a Reduced Cargo Transfer Model // *Control Sciences*. – 2023. – No 4. – P. 25–33].

Статья представлена к публикации членом редколлегии С.А. Красновой.

Поступила в редакцию 13.10.2024,
после доработки 05.12.2024.
Принята к публикации 09.12.2024.

Круглов Сергей Петрович – д-р техн. наук, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения», г. Иркутск, ✉ kruglov_s_p@mail.ru, ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-9241-3352>

© 2024 г. Круглов С. П.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

ADAPTIVE CONTROL OF A SCALAR PLANT IN THE INPUT-OUTPUT FORM BASED ON THE IDENTIFICATION-APPROXIMATION APPROACH

S. P. Kruglov

Irkutsk State Transport University, Irkutsk, Russia

✉ kruglov_s_p@mail.ru

Abstract. This paper considers a scalar plant with current parametric uncertainty in which only the input and output are measured. For such plants, an adaptive control design approach based on simplified adaptability conditions is presented. The approach refers to indirect self-tuning control using the current parametric identification algorithm and an implicit reference model. The tuned model structure in the identification algorithm is selected as simple as possible, corresponding to the main motion of the controlled plant and an elementary dynamic link or links. As a result, the current estimates in this model approximate the plant's motion, which is confirmed by the convergence criterion of the identification residual. Also, it is required to satisfy definite requirements for the current parameter estimates. The estimates, even if imprecise, are used to construct a control law ensuring given properties of the closed-loop control system. This postulate is interpreted as a refinement of the well-known certainty equivalence principle except for the asymptotically accurate parameter estimation requirement to achieve adaptive properties of a self-tuning control system in output-feedback control problems. The main relationships are given for an example when the plant's dominant dynamics are close to an oscillatory process without an additional time delay. The identification algorithm is applied in the form of a recurrent least-squares method with a forgetting factor and some modifications. Two illustrative examples of adaptive control system design are provided: control of the angular motion of an overhead crane and counteraction to the vibrations of an elastic three-mass drive. The approach under consideration is called the identification–approximation one. The possibilities and ways of its further improvement are outlined.

Keywords: adaptive control with self-tuning, current parametric uncertainty, current parametric identification algorithm, certainty equivalence principle, convergence of parameter estimates.

Acknowledgments. This work was supported by the Russian Science Foundation, project no. 23-29-00654; <https://rscf.ru/project/23-29-00654/>.



СЕМНАДЦАТАЯ МЕЖДУНАРОДНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «УПРАВЛЕНИЕ РАЗВИТИЕМ КРУПНОМАСШТАБНЫХ СИСТЕМ» MLSD'2024

Начиная с 2007 г. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН (ИПУ РАН) проводит Международную конференцию «Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD)», которая объединяет исследователей из академических кругов, научно-исследовательских организаций и высших учебных заведений.

Ежегодная сентябрьская встреча предоставляет участникам уникальную возможность обсудить новейшие достижения в области фундаментальных и прикладных разработок по широкому спектру направлений.

1. Проблемы управления развитием крупномасштабных систем, включая ТНК, госхолдинги и госкорпорации.

2. Методы и инструментальные средства управления инвестиционными проектами и программами.

3. Управление развитием цифровой экономики: проектные офисы и ситуационные и прогнознo-аналитические центры, институты развития крупномасштабных систем.

4. Имитация и оптимизация в задачах управления развитием крупномасштабных систем.

5. Нелинейные процессы и вычислительные методы в задачах управления крупномасштабными системами.

6. Управление развитием банковских и финансовых систем.

7. Управление топливно-энергетическими, инфраструктурными и другими системами.

8. Управление транспортными системами.

9. Управление развитием авиационно-космических и других крупномасштабных организационно-технических комплексов.

10. Управление развитием региональных, городских и муниципальных систем.

11. Управление объектами атомной энергетики и другими объектами повышенной опасности.

12. Информационное и программное обеспечение систем управления крупномасштабными производствами.

13. Методология, методы и программно-алгоритмическое обеспечение обработки и интеллектуального анализа больших массивов информации.

14. Мониторинг в управлении развитием крупномасштабных систем.

15. Управление развитием крупномасштабных систем здравоохранения, медико-биологических систем и технологий.

16. Управление развитием социальных систем.

Указанные научные направления демонстрируют, что конференции по управлению развитием крупномасштабных систем представляют собой отличную площадку для обсуждения передовых направлений в области математического моделирования, ориентированного на развитие цифровой аналитики стратегического управления в России. К участию приглашаются авторы, имеющие оригинальные и не опубликованные ранее результаты исследований и изыскательских работ, которые проходят рецензирование несколькими техническими группами. Принятые доклады публикуются в двух сборниках материалов конференции, индексируемых соответственно в РИНЦ и IEEE *Xplore* (Scopus indexing).

С 24 по 26 сентября 2024 г. в очном режиме успешно прошла очередная XVII Международная конференция «Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2024)» при технической поддержке IEEE Russia Section. В мероприятии приняли участие 393 исследователя из более чем 48 научно-исследовательских институтов, университетов, государственных и коммерческих структур, среди них два академика РАН, три члена-корреспондента РАН, 88 докторов наук и 130 кандидатов наук. К настоящему моменту вышли Труды MLSD'2024, в которых опубликовано 195 статей, индексируемых в РИНЦ, а также 169 докладов размещены в IEEE *Xplore*¹.

На открытии конференции с приветственным словом к участникам обратился директор ИПУ

¹ <https://ieeexplore.ieee.org/xpl/conhome/10739406/proceeding>

РАН академик РАН *Д.А. Новиков*, известный своими новаторскими исследованиями в области математического моделирования междисциплинарных систем. Он высоко оценил ежегодное проведение конференций MLSД и настоятельно рекомендовал развивать теорию и методы математического моделирования в управлении крупномасштабными системами.

Анализ докладов показывает, что специфику пленарных и секционных заседаний MLSД'2024 характеризует ориентация на решение актуальных задач стратегического управления, поставленных в документах федерального уровня.

Пленарный доклад д-ра техн. наук, проф. *А.Д. Цвиркуна* (ИПУ РАН) «Проблемы управления развитием крупномасштабных систем в современных условиях» [1] посвящен обзору ключевых проблем вывода России на траекторию экономического роста. Докладчик рассматривает Стратегию научно-технологического развития Российской Федерации² как ключевой фактор, способствующий готовности страны к эффективному реагированию на глобальные вызовы. Высокий темп создания наукоемкой продукции на национальной технологической основе определяет конкурентоспособность и эффективность национальных стратегий безопасности. Также в докладе отмечено, что для развития национальной экономики крупномасштабные системы – наиболее адекватная предметная область современного стратегического планирования. В качестве примера в докладе рассмотрен комплекс моделей развития крупномасштабной производственно-транспортной системы и представлена методология разработки инвестиционных проектов для групп предприятий и компаний со сложной внутренней структурой.

В пленарном докладе [2] д-ра техн. наук *О.И. Дранко* (ИПУ РАН) рассматриваются вопросы контроля достижения целей национального стратегического управления. Главная идея доклада заключается в том, что важнейшим инструментом для формирования будущего облика национальной экономики России в долгосрочной перспективе является индикативное планирование. Его целью является формализация эффективного механизма стратегического планирования и контроля на основе современных технологий мониторинга и аналитического экономико-математического моделирования. Структурно предлагаемая система инди-

кативного планирования представляет собой многоуровневый комплекс моделей «страна – отрасли – предприятия – продукция», ориентированный на поиск приоритетных точек ускоренного роста в отдельных отраслях и их декомпозицию на уровне конкретных организаций. Работа модели демонстрируется на примере анализа и прогноза рейтинга страны по показателю ВВП по ППС. Рейтинг рассчитывается по целевым индикаторам для отраслей и организаций. Также ставится задача увязки ВВП с выпуском продукции (заказами). Для реализации целевого сценария были оценены необходимые темпы роста ВВП и валовой добавленной стоимости отдельных отраслей. Эти оценки проводились на основе данных Мирового банка, Росстата, Федеральной налоговой службы России. Модель позволяет рассмотреть различные сценарии изменения целевых установок. Использование ресурсных индикаторов дает возможность учесть ресурсные ограничения, оценить реальный уровень достижения целей при различных сценариях обеспечения ресурсами, оценить эффективность использования ресурсов в разных стратегиях достижения целей. В качестве исходных данных используются данные Росстата, ФНС России, на нижнем уровне – информация BI- и ERP-систем предприятий.

В пленарном докладе академика РАН *С.П. Филиппова* и канд. экон. наук *Ф.В. Веселова* (ИНЭИ РАН) «Совершенствование системы управления научно-технологическим развитием России в новых геополитических и экономических условиях» обсуждались вопросы перехода к углеродно-нейтральной экономике, основанной на отечественных энергетических разработках и технологиях. Докладчик подчеркнул актуальность климатической политики, так как она определяет будущее развитие мировой экономики и энергетики. В этих условиях особую важность в стратегическом планировании приобретает развитие высокопроизводительной низкоуглеродной экономики, энергосбережения (при производстве, преобразовании, транспортировке и потреблении), улавливания углекислого газа, производства возобновляемых источников энергии и др.

Решению проблемы, поставленной в выступлении *С.П. Филиппова*, был посвящен ряд секционных докладов сотрудников возглавляемого им ИНЭИ РАН. В докладе канд. экон. наук *В.А. Малахова* и *Н.В. Леокумович* «Модельные исследования чувствительности динамики ВВП России к удорожанию основных энергоносителей на внутреннем рынке» [3] сделан вывод об определяющем влиянии цены электроэнергии и тепла на динамику

² Указ Президента Российской Федерации от 28 февраля 2024 г. № 145 «О Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации». – 2024. – URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/408518353/> (дата обращения 10.09.2024).



ВВП. В связи с этим авторы указывают на необходимость поиска ценового компромисса между производителями и потребителями энергоносителей в рамках планируемых Правительством РФ темпов роста экономики.

Авторы доклада «Подход к интеграции моделей развития и коммерческой диспетчеризации генерирующих мощностей для оценки гибкости энергосистемы на примере ЕЭС России» [4] канд. экон. наук *Р.О. Аликин, И.В. Ерохина, А.А. Хоршев* анализируют проблемы, возникающие на пути достижения углеродной нейтральности к 2060 г. Они обращают внимание на то, что рост производства электроэнергии из возобновляемых источников, увеличение роли солнечной энергии и снижение доли угля в энергетике России объективно предъявляют все большие требования к гибкости функционирования и адаптации к новым структурам энергобаланса. Авторы предлагают модель будущей энергосистемы, открытой к изменению структуры источников и расширению их мощностей.

Доклад «Повышение бесперебойности систем централизованного теплоснабжения» [5] (канд. техн. наук *Е.Е. Бойко*, д-р техн. наук *П.В. Илюшин*) связан с актуальной проблемой снижения рисков аварий, сопровождающихся длительными отключениями потребителей тепловой энергии в густонаселенных городских и промышленных районах регионов, в том числе стран с резко континентальным климатом. Авторы предлагают модель централизованной системы теплоснабжения, дополненную активной тепловой системой автоматического управления.

Показательная демонстрационная модель будущей энергосистемы была представлена секционным докладом канд. филос. наук *К.М. Шурунова* (МФТИ) и д-ра техн. наук *О.И. Дранко* (ИПУ РАН) «Проблема управления глобальными энергетическими потоками» [6]. Авторы рассматривают модель глобальных энергетических потоков, которая охватывает всю цепочку поставок энергии и товаров, реализуемых на международном рынке. Анализируется динамика изменений в структуре глобальных энергетических потоков в XXI в.; выявляются основные отрасли экономики, которые вносят вклад в углеродный след; определяется историческое перераспределение глобальных энергетических потоков. Для анализа энергетических потоков используются данные ОЭСР (TiVA).

Реализации некоторых направлений Энергетической стратегии России³ посвящены еще два пле-

нарных доклада. В пленарном докладе д-ра техн. наук, проф. *И.Б. Ядыкина* (ИПУ РАН) «Энергетические метрики больших динамических сетей» [7] рассматривается актуальная проблема устойчивой энергетики. Энергетические метрики – это поддающиеся количественному измерению индикаторы, которые помогают оценить уровень эффективности и рациональности использования энергетических ресурсов. Примером может служить индекс энергетической эффективности, оценивающий использование всех основных видов энергоресурсов (электроэнергия, вода, водоотведение, газ, тепло и ГВС, моторное топливо и холод), а также ключевых режимных параметров работы предприятия, определяющих энергозатраты. Докладчик вводит оригинальные структурные и спектральные методы и модели крупномасштабных динамических сетей, основанных на использовании графов, заданных уравнениями состояния энергетических метрик этих моделей в различных канонических формах.

Согласно Энергетической стратегии России одним из главных вызовов в области недропользования является изменение структуры разведанных запасов топливно-энергетических ресурсов в пользу трудноизвлекаемых и сложнокомпонентных. На решение этой проблемы нацелен пленарный доклад канд. техн. наук *А.В. Ахметзянова* и д-ра техн. наук *А.В. Самохина* (ИПУ РАН) «Термоволновые процессы управления разработкой нефтяных месторождений с аномально высоковязкими запасами» [8]. В докладе предлагается математическая модель процессов добычи трудноизвлекаемых запасов нефти с использованием нагрева. Модель представляет собой высокочастотные волновые колебания интенсивности нагрева, повышающие эффективность добычи.

Одной из ключевых целей Транспортной стратегии Российской Федерации⁴ является цифровая трансформация, направленная на улучшение пространственной связанности и транспортной доступности территорий, повышение мобильности населения, увеличение объема и скорости транзита грузов, а также на развитие мультимодальных логистических технологий. Д-р техн. наук, проф. *В.В. Цыганов* в своем пленарном докладе уделил особое внимание исследованию и разработке теорети-

<https://docs.cntd.ru/document/565068231?ysclid=m52cxpmh7i781727999> (дата обращения 10.07.2024).

⁴ Распоряжение Правительства Российской Федерации от 27 ноября 2021 года №3363-р «Об утверждении Транспортной стратегии Российской Федерации до 2030 года с прогнозом на период до 2035 года». – URL: <https://mintrans.gov.ru/documents/2/11577> (дата обращения 10.07.2024).

³ Распоряжение Правительства РФ от 09.06.2020 N 1523-р (ред. от 21.10.2024) «Об утверждении Энергетической стратегии Российской Федерации на период до 2035 года». – URL:

ческих и методологических основ, необходимых для достижения этих целей. В своем выступлении на тему «Стратегическое адаптивное управление транспортом» [9] он подробно описал и проиллюстрировал на конкретном примере модульный подход и принципы цифрового обучения, которые лежат в основе адаптивного управления транспортным комплексом. В отличие от традиционных режимов управления транспортными потоками, которые основаны на фиксированных графиках, адаптивное регулирование использует данные в реальном времени и применяет передовые алгоритмы для управления временем сигналов светофора. Это позволяет осуществлять упреждающий контроль образования пробок и аварий, что значительно повышает эффективность и безопасность пользования транспортом.

Примерами интересных секционных выступлений по перспективным математическим моделям цифровой транспортной системы могут служить следующие три.

В докладе канд. физ.-мат. наук *С.А. Савушкина* «Математические алгоритмы для контейнеров» [10] дано формальное описание контейнерного участка и железнодорожного фронта терминально-логистического центра. Сформулированы задачи перестановки контейнеров и погрузки составов с наименьшим количеством движений крана. Даны формальные определения понятий в терминах теории множеств и представлены алгоритмы планирования перемещений. Выявлены возможные тупиковые ситуации при работе некоторых алгоритмов.

В докладе канд. техн. наук *Д.В. Хаблова* «Круз-контроль транспортного средства с удержанием полосы движения на основе измерения вектора скорости и кривизны траектории с использованием микроволновых датчиков» [11] рассматривается модель автоматического управления транспортным средством для предотвращения столкновений и удержания автомобиля в полосе движения.

Доклад «Развитие киберфизических систем обеспечения энергией на транспорте с помощью причинно-следственного подхода» [12] д-ра техн. наук *А.А. Безродного*, д-ра техн. наук, чл.-корр. РАН *А.Ф. Резчикова*, канд. тех. наук *И.А. Степановской* посвящен разработке прорывной технологии проектирования крупномасштабных киберфизических систем в формате нейронной сети с расширением их стандартных средств на основе онтологической модели причинно-следственных связей. Рассматриваются модели структур и алгоритмов управления, составляющие аппарат математи-

ческого обеспечения искусственного интеллекта на примере задач совместного развития систем транспорта, обеспечения энергией и связи.

В докладе канд. техн. наук *А.Г. Подвесовского* (Брянский ГТУ), д-ра техн. наук, проф. *Р.В. Мещерякова* и д-ра техн. наук *А.А. Захаровой* (ИПУ РАН) «Оптимизация плана перевозки неоднородных грузов в беспилотной системе воздушного транспорта по критерию минимального времени» [13] предложена оптимизационная модель и методика нахождения оптимального плана, обеспечивающего минимальное время транспортировки в условиях ограничений на пропускную способность маршрутной сети.

Следует отметить, что реализация Транспортной стратегии тесно связана со стратегическим планированием развития субъектов РФ⁵, поддерживающим целостность экономического пространства страны и ее регионов (Стратегия пространственного развития Российской Федерации на период до 2030 года утверждена 28 декабря 2024 г.). Поэтому полезным принципом формального описания такой связи можно признать метасистемный подход, представленный в докладе канд. физ.-мат. наук *А.Н. Соломатина* (ФИЦ ИУ РАН) «Использование метасистем в стратегическом управлении регионом» [14]. Докладчик отметил, что с ростом роли и самостоятельности регионов в процессе глобализации повышается актуальность математического метода регионального программирования, развиваемого в ФИЦ ИУ РАН. Это метод формализации матричных моделей стратегического планирования, карт стратегических групп конкурентов и формирования стратегий, которые позволяют строить многоуровневые модели региона. Причем вместо традиционной пары система – среда для объектов региональной экономики докладчик предлагает рассматривать метасистемы, охватывающие множество взаимодействующих объектов микросреды. Каждый объект рассматривается как вектор в многомерном пространстве его характеристик, объекты визуализируются для отражения их развития и взаимодействия с другими объектами.

Развивая концепцию формирования метасистем, целесообразно опираться на Методические рекомендации по разработке и корректировке стратегии социально-экономического развития

⁵ Указ Президента РФ от 07.05.2024 N 309 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года». – URL: <https://docs.cntd.ru/document/1305894187> (дата обращения 16.12.2024).



субъекта Российской Федерации⁶, в соответствии с которыми предлагается использовать универсальный понятийный базис. Он включает такие типовые элементы, как: риски; целевой сценарий; приоритеты развития субъекта; внешние и внутренние факторы развития; корректировка, изменение, актуализация Стратегии; ресурсы; материальные и нематериальные активы; результат социально-экономического развития и др. Указанные понятия позволяют формализовать конкурентные преимущества и экономическую специализацию субъекта и его потенциал, а также проблемы и перспективы развития основных отраслевых комплексов, предполагаемых к размещению на территории субъекта и многие другие. В таком случае открываются широкие перспективы мегапроектирования, интегрирующего разные аспекты стратегического планирования развития субъекта РФ, включая инфраструктурное, технологическое, пространственное и др.

Успешная реализация мегапроектирования предполагает развитие инструментальных средств моделирования и управления инвестиционными процессами. Эта проблема обсуждается в пленарном докладе д-ра техн. наук *В.К. Акинфиева* (ИПУ РАН) «Проблемы управления инвестициями при реализации мегапроектов в промышленности» [15]. Докладчик анализирует ситуацию, сложившуюся в России после введения экономических санкций в 2022 г., когда национальным стратегическим приоритетом РФ стало обеспечение технологического суверенитета и структурной адаптации экономики. На этом фоне Правительство РФ планирует в ближайшие годы запустить 12 мегапроектов в критически важных отраслях экономики на основе разработки универсального механизма управления проектами, построенного по следующим принципам: государственно-частное партнерство, гарантированный спрос, кластерная инвестиционная платформа, опора на меры государственной поддержки (соглашение о защите и поощрении капиталовложений и специальные инвестиционные контракты). В докладе на примере комплексной программы развития авиатранспортной отрасли Российской Федерации до 2030 года демонстрируется решение этой проблемы, построенное на платформе программного комплекса «ТЭО-ИНВЕСТ».

⁶ Приказ Минэкономразвития России от 23.03.2017 N 132 (ред. от 18.02.2022) «Об утверждении Методических рекомендаций по разработке и корректировке стратегии социально-экономического развития субъекта Российской Федерации и плана мероприятий по ее реализации». – URL: <https://docs.cntd.ru/document/456054578> (дата обращения 15.05.2024).

С превращением НТП в ведущий фактор экономического роста важнейшим документом становится Стратегия научно-технологического развития России. Для того чтобы в условиях быстрых технологических изменений своевременно принять правильные инвестиционные решения, необходимо сориентироваться в многообразии возможных траекторий прорывного национального развития. В этом контексте выступил д-р экон. наук *О.С. Сухарев* (Институт экономики РАН) с докладом «Технологическое развитие России: достижение суверенитета» [16]. Автор предложил оригинальный подход к формированию экономической политики, основанный на концепции кумулятивного эффекта и распределенного управления. Его теория отличается от традиционных взглядов на экономическую политику, поскольку акцент делается на анализ параметров, характеризующих технологическое развитие. Основной тезис доклада заключается в том, что экономическая политика должна быть направлена на гармоничное согласование структуры целей, инструментов, факторов и экономической структуры. Для реализации этой идеи автор предлагает уравнения, связывающие ключевые цели, в том числе экономический рост и инфляцию, с различными факторами. Конкретизация факторов позволяет составить уравнения, описывающие влияние инструментов на них и их взаимосвязь с динамикой экономической структуры. Дополнительно могут потребоваться уравнения, отражающие взаимодействие инструментов друг с другом и учитывающие возможные коллинеарности целей.

В современных условиях напряженных геополитических и геоэкономических конфликтов остро встает задача разработки инновационных информационных технологий, направленных на выявление источников распространения дезинформации в сетях общественного обсуждения государственных документов стратегического планирования. В этой связи особое внимание привлек пленарный доклад д-ра техн. наук *Д.А. Губанова* и д-ра физ.-мат. наук *А.Г. Чхартишвили* (ИПУ РАН) на тему «О влиянии ботов и модерации контента на формирование мнений пользователей социальной сети» [17].

В своем исследовании авторы предлагают подход к организации информационного контроля, основанного на моделировании динамики мнений в социальных сетях. Исходным тезисом их работы является утверждение о том, что в традиционных моделях агент (пользователь сети) без искажения транслирует свое внутреннее состояние и мнение.

Чтобы исследовать эффективность сетевого противоборства, организованного с использованием ботов, авторы предлагают модель информаци-

онных каскадов, представляющих собой последовательность комментариев к сообщениям в социальных сетях. В этих моделях истинные мнения пользователей по определенным вопросам не являются очевидными, а их действия не всегда отражают подлинные интересы. Боты в таких моделях выступают в качестве первых комментаторов. Основываясь на вычислительных экспериментах, авторы пришли к выводу, что на каскад дезинформации значительное влияние оказывают такие параметры модели, как количество ботов, алгоритм их ранжирования, а также стратегии игроков – администратора и ботов. Эта модель позволяет выявлять источники распространения недостоверной информации в социальных сетях и разрабатывать эффективные механизмы их блокировки.

Значительный вклад в форсированный рост отраслей, технологий и производств нового технологического уклада могут внести научные разработки управляющих вычислителей, математических методов моделирования и исследования операций, гибридных методов системной динамики. Примерами перспективных заделов могут служить следующие работы.

- Пленарный доклад д-ра техн. наук *В.П. Кутахова*, д-ра техн. наук, проф. *Г.М. Алакоза* и канд. техн. наук *С.И. Пляскоты* «Особенности расчетов в задачах управления группами летательных аппаратов и космических кораблей» [18], представляющий конкурентные преимущества подпроцессоров с преобразующей ассоциативной памятью.

- Пленарный доклад д-ра техн. наук *Ф.И. Ерешко* «Иерархический компромисс» [19] демонстрирует применение теории игр в практике стратегического планирования. Докладчик предложил основанную на принципе Парето модель принятия решений в двухуровневом взаимодействии игроков. В докладе показано, что модель применима к исследованию межгосударственных экономических и экологических взаимодействий для формирования системы сбалансированных отношений.

- Пленарный доклад д-ра техн. наук *В.И. Меденникова* (ИПУ РАН) «Система автоматизированного проектирования севооборота в сельском хозяйстве» [20] посвящен разработке математической модели оптимизации системы севооборота, реализованной в цифровой платформе для управления отраслью. Докладчик показал, что в условиях цифровой экономики севооборот должен быть в центре внимания точного земледелия, на котором основаны все сельскохозяйственные процессы.

- Секционные доклады сотрудников ИПУ РАН по новейшим методам прерывистого управления, включая «Метод динамической компенсации в теории управления» [21] д-ров техн. наук *С.А. Кочеткова* и *В.А. Уткина*, «Анализ поведения трехмерной модели эпидемии» [22] *О.С. Ткачева*, канд. физ.-мат. наук *М.С. Виноградова* и д-ра техн. наук *А.В. Уткина*, «Динамическая дифференциация детерминированных сигналов одного класса» [23] *Ю.Г. Кокунько* и *Д.В. Краснова*.

- Секционные доклады по методам системной динамики для распознавания критических сочетаний событий, понижения порядка задач многокритериальной оптимизации на основе модели роя частиц, распознавания объекта на видеопотоке, включая «Влияние критических сочетаний событий на точность определения ущерба от воздействия загрязнителей атмосферы» [24] сотрудников Саратовского Научного центра канд. техн. наук *Е.В. Кушниковой*, д-ра техн. наук *В.А. Кушникова*, д-ра техн. наук *А.С. Богомолова*, а также сотрудника ИПУ РАН д-ра техн. наук, чл.-корр. РАН *А.Ф. Резчикова*, «Сравнение эффективности методов обработки признаков в задаче ранней диагностики с использованием методов искусственного интеллекта» [25] сотрудников ИПУ РАН д-ра техн. наук *Г.С. Вересникова*, *А.В. Голева*, *А.В. Скрыбина*, «Улучшенное детектирование связанных объектов на примере задачи реидентификации человека» [26] *К.Д. Русякова* (ИПУ РАН).

Резюмируя приведенный краткий обзор выступлений, отметим, что участники конференции MLSD'2024 фактически наметили функциональный облик цифровой платформы для аналитической поддержки стратегического планирования долгосрочного развития российской экономики.

На заключительном заседании были отмечены лучшие доклады (презентации). Проводивший это заседание О.И. Дранко поблагодарил авторов и основных докладчиков, а также выразил признательность членам программного комитета, рецензентам и членам организационного комитета за их работу, во многом определившую успех конференции.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Цвиркун, А.Д.* Проблемы управления развитием крупномасштабных систем в современных условиях // Труды XVII Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD-2024). – Москва, 2024. – С. 23–27. [*Tsvirkun, A.D.* Problemy upravleniya razvitiem krupnomasshtabnyh sistem v sovremennykh usloviyah // Trudy



- XVII Mezhdunarodnoy konferentsii «Upravlenie razvitiem krupnomasshtabnyh sistem» (MLSD-2024). – Moscow, 2024. – S. 23–27. (In Russian)]
2. *Dranko, O.* The Indicative Plan Models: Industries and Companies // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739516
 3. *Malakhov, V., Leokumovich, N.* Rising Energy Domestic Prices and Russia's Forecast GDP Rates // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739493
 4. *Alikin, R., Erokhina, I., Khorshev, A.* An Approach to Soft Linking Capacity Expansion and Dispatch Models to Assess the Flexibility of the Future Energy System Using the Example of the UPS of Russia // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739641
 5. *Boyko, E., Ilyushin, P.* Increasing the Continuity of Centralized Heating Supply System // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739414
 6. *Shurunov, K., Dranko, O.* The Problem of Global Energy Flow Management // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739575
 7. *Ядыкин, И.Б.* Энергетические метрики больших динамических систем // Труды XVII Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD-2024). – Москва, 2024. – С. 41–51. [Yadykin, I.B. Energeticheskie metriki bol'shih dinamicheskikh sistem // Trudy XVII Mezhdunarodnoy konferentsii «Upravlenie razvitiem krupnomasshtabnyh sistem» (MLSD-2024). – Moscow, 2024. – S. 41–51. (In Russian)]
 8. *Akhmetzyanov, A.V., Samokhin, A.V.* Thermal Wave Processes of Control the Development of Oil Fields with Abnormally High-Viscosity Reserves // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739425
 9. *Tsyganov, V.* Strategic Adaptive Transport Management // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739611
 10. *Savushkin, S.* Mathematical Algorithms for Containers Area // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739585
 11. *Khablov, D.* Vehicle Cruise Control with Lane Keeping Based on Measuring the Speed Vector and Trajectory Curvature Using Microwave Sensors // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739444
 12. *Bezrodniy, A., Rezhikov, A., Stepanovskaya, I.* Cyber-Physical System Development to Improve Energy Supply on Transport by Causal Approach // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739548
 13. *Podvesovskii, A., Meshcheryakov, R., Zakharova, A.* Optimization of Heterogeneous Cargo Transportation Plan in Unmanned Air Transportation System by the Criterion of Minimum Time // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739506
 14. *Solomatin, A.* Metasystems in the Strategic Management of the Region // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739553
 15. *Akinfiyev, V.* Analysis and Management of Large-Scale Programs under Sanctions // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739436
 16. *Сухарев О.* Технологическое развитие России: достижение суверенитета // Труды XVII Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD-2024). – Москва, 2024. – С. 127–133. [Sukharev, O. Tehnologicheskoe razvitie rossii: dostizhenie suvereniteta // Trudy XVII Mezhdunarodnoy konferentsii «upravlenie razvitiem krupnomasshtabnyh sistem» (MLSD-2024). – Moscow, 2024. – S. 127–133. (In Russian)]
 17. *Chkhartishvili, A., Gubanov, D.* On the Influence of Bots and Content Moderation on User Opinions in Social Networks // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739580
 18. *Kutakhov, V., Alakoz, G. and Pliaskota, S.* Calculations Features in Problems of Aircraft and Spacecraft Groups Management // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739638
 19. *Ereshko, F.* Hierarchal Compromise // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739474
 20. *Medennikov, V.* From Digital Management Platform Development to a Computer-Aided Crop Rotation Engineering System in Agriculture // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739566
 21. *Kochetkov, S.A. and Utkin, V.A.* The Method of Dynamic Compensation in the Control Theory // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739462
 22. *Tkacheva, O., Vinogradova, M., Utkin, A.* Analysis of the Behavior of a Three-dimensional Epidemic Model // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739488

23. *Kokunko, J.G., Krasnov, D.V.* Dynamic Differentiation of Deterministic Signals of One Class // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739579
24. *Кушникова, Е.В., Кушников, В.А., Богомолов, А.С., Резчиков, А.Ф.* Влияние критических сочетаний событий на точность определения ущерба от воздействия загрязнителей атмосферы // Труды XVII Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD-2024). – Москва, 2024. – С. 1197–1203. [*Kushnikova, E.V., Kushnikov, V.A., Bogomolov, A.S., Rezchikov, A.F.* Vliyanie kriticheskikh sochetanij sobytij na tochnost' opredelenija ushherba ot vozdeystvija zagryaznitelej atmosfery // Trudy XVII Mezhdunarodnoy konferencii «Upravlenie razvitiem krupnomasshtabnyh sistem» (MLSD-2024). – Moscow, 2024. – S. 1197–1203. (In Russian)]
25. *Veresnikov, G., Skryabin A. and Golev, A.* Efficiency Comparison of Feature Processing Methods in Early Diagnostics Using Artificial Intelligence // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739581
26. *Rusakov, K.* Improved Detection of Related Objects on the Example of Human Re-Identification Task // Proceedings of 2024 17th International Conference on Management of Large-

Scale System Development (MLSD). – Moscow, 2024. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/MLSD61779.2024.10739521

*А. Д. Цвиркун, председатель Оргкомитета,
О. И. Дранко, зам. председателя Оргкомитета,
И. А. Степановская, секретарь Оргкомитета*

Цвиркун Анатолий Данилович – д-р техн. наук,
✉ tsvirkun@ipu.ru,

Дранко Олег Иванович – д-р техн. наук,
✉ olegdranko@gmail.com,
ORCIDiD: <https://orcid.org/0000-0002-4664-1335>

Степановская Ираида Александровна – канд. техн. наук,
✉ irstepan@ipu.ru,
ORCIDiD: <https://orcid.org/0000-0003-2012-8063>

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН,
г. Москва.

© 2024 г. Цвиркун А. Д., Дранко О. И., Степановская И. А.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная.](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

17TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT OF LARGE-SCALE SYSTEM DEVELOPMENT (MLSD'2024)

A. D. Tsvirkun, O. I. Dranko, and I. A. Stepanovskaya[#]

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

[#] ✉ irstepan@ipu.ru

Abstract. The 17th International Conference on Management of Large-Scale Systems Development (MLSD'2024) was held on September 24–26, 2024. This annual event is organized by the Trapeznikov Institute of Control Sciences, the Russian Academy of Sciences, with the technical support of the IEEE Russia Section. MLSD conferences are intended to discuss research in the theory and applications of computer control and management for developing large-scale manufacturing, transport, energy, financial, and social systems. The peculiarity of this year's conference is that the models of large-scale systems are largely focused on solving current problems of strategic management. The MLSD'2024 program included one plenary session and 16 sections with 393 participants. The original proceedings of MLSD'2024 (195 papers) have been published in Russian and indexed by the National Electronic Library (eLIBRARY.RU). Of these, 169 papers have been extended and published electronically in English in IEEE *Xplore* (Scopus indexing).

Keywords: conference, large-scale systems, strategic management, modeling, control.