ISSN 1819-3161

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

2/2020



РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ

- С. Н. Васильев, академик РАН,
- И. А. Каляев, академик РАН,
- В. А. Левин, академик РАН,
- Н. А. Махутов, чл.-корр. РАН,
- Е. А. Микрин, академик РАН,
- П. П. Пархоменко, 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,**
- Л. П. Боровских, канд. техн. наук (зам. гл. редактора),
- В. Н. Бурков, д-р техн. наук,
- В. М. Вишневский, д-р техн. наук,
- М. И. Гераськин, д-р экон. наук,
- В. В. Клочков, д-р экон. наук,
- С. А. Краснова, д-р техн. наук,
- О. П. Кузнецов, д-р техн. наук,
- В. В. Кульба, д-р техн. наук,
- А. Г. Кушнер, д-р физ.-мат. наук,
- А. А. Лазарев, д-р физ.-мат. наук,
- В. Г. Лебедев, д-р техн. наук,
- В. Е. Лепский, д-р психол. наук,
- А. С. Мандель, д-р техн. наук,
- Р. В. Мещеряков, д-р техн. наук,
- А. И. Михальский, д-р биол. наук,
- Д. А. Новиков, чл.-корр. РАН (гл. редактор),
- Б. В. Павлов, д-р техн. наук,
- Ф. Ф. Пащенко, 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,
- В. Ю. Рутковский, д-р техн. наук,
- М. В. Хлебников, д-р физ.-мат. наук,
- А. Д. Цвиркун, д-р техн. наук,
- П. Ю. Чеботарёв, д-р физ.-мат. 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 техн. 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 – В. Г. Засканов, д-р техн. наук, Саратов – В. А. Твердохлебов, д-р техн. наук, Уфа – Б. Г. Ильясов, д-р техн. наук

ADVISORY BOARD

- E. A. Fedosov, Academician of RAS¹,
- I. A. Kalyaev, Academician of RAS,
- V. A. Levin, Academician of RAS,
- N. A. Makhutov, Corr. Member of RAS,
- E. A. Mikrin, Academician of RAS,
- P. P. Parkhomenko, Corr. Member of RAS,
- A. F. Rezchikov, Corr. Member of RAS,
- S. N. Vassileyev, Academician of RAS

EDITORIAL BOARD

- V. N. Afanasev, D. Sc. (Tech.),
- F. T. Aleskerov, D. Sc. (Tech.),
- N. N. Bakhtadze, D. Sc. (Tech.),
- L. P. Borovskikh, Ph. D. (Tech.), Deputy Editor-in-Chief,
- V. N. Burkov, D. Sc. (Tech.),
- P. Yu. Chebotarev, D. Sc. (Phys.-Math.),
- M. I. Geraskin, D. Sc. (Econ.),
- V. V. Klochkov, D. Sc. (Econ.),
- M. V. Khlebnikov, D. Sc. (Phys.-Math.),
- S. A. Krasnova, D. Sc. (Tech.),
- V. V. Kulba, D. Sc. (Tech.),
- A. G. Kushner, D. Sc. (Phys.-Math.),
- O. P. Kuznetsov, D. Sc. (Tech.),
- A. A. Lazarev, D. Sc. (Phys.-Math.),
- V. G. Lebedev, D. Sc. (Tech.),
- V. E. Lepskiy, D. Sc. (Psych.),
- A. S. Mandel, D. Sc. (Tech.),
- R. V. Meshcheryakov, D. Sc. (Tech.),
- A. I. Michalski, D. Sc. (Biol.),
- D. A. Novikov, Corr. Member of RAS, Editor-in-Chief.
- F. F. Pashchenko, D. Sc. (Tech.), Deputy Editor-in-Chief,
- B. V. Pavlov, D. Sc. (Tech.),
- L. B. Rapoport, D. Sc. (Phys.-Math.),
- S. V. Ratner, D. Sc. (Econ.),
- E. Ya. Rubinovich, D. Sc. (Tech.),
- V. Yu. Rutkovskii, D. Sc. (Tech.),
- A. D. Tsvirkun, D. Sc. (Tech.),
- V. M. Vishnevsky, D. Sc. (Tech.),
- I. B. Yadykin, D. Sc. (Tech.)

LEADERS OF REGIONAL BOARDS

Kursk – S. G. Emelyanov, D. Sc. (Tech.), Lipetsk – A. K. Pogodaev, D. Sc. (Tech.),

Perm – V. Yu. Stolbov, D. Sc. (Tech.),

Rostov-na-Donu, G. A. Ougolnitsky –

D. Sc. (Tech.),

Samara – V. G. Zaskanov, D. Sc. (Tech.),

Saratov – V. A. Tverdokhlebov, D. Sc. (Tech.),

Ufa – B. G. Ilyasov, D. Sc. (Tech.)

¹ Russian Academy of Sciences.

Vladivostok - O. V. Abramov, D. Sc. (Tech.),

Volgograd – A. A. Voronin, D. Sc. (Phys.-Math.), Voronezh – S. A. Barkalov, D. Sc. (Tech.)



CONTROL SCIENCES

Научно-технический журнал

6 номеров в год ISSN 1819-3161

Издается с 2003 года

УЧРЕДИТЕЛЬ

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

Главный редактор чл.-корр. РАН Д.А. Новиков

Заместители главного

редактора

Л.П. Боровских, Ф.Ф. Пащенко

Редактор

Н.Е. Максимова

Выпускающий редактор

Л.В. Петракова

Издатель ООО «Сенсидат-Плюс»

Адрес редакции 117997, ГСП-7, Москва, ул. Профсоюзная, д. 65, к. 410. Тел./факс (495) 334-92-00

E-mail: pu@ipu.ru

Интернет: http://pu.mtas.ru

Оригинал-макет и электронная версия подготовлены ИП Кишенкова Т. В.

Фото на четвертой странице обложки В.М. Бабикова

Отпечатано в ООО «Адвансед солюшнз» Заказ № РВ220

Подписано в печать 6.04.2020 г.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций

Свидетельство о регистрации ПИ № ФС 77-49203 от 30 марта 2012 г.

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.

Подписные индексы: 80508 и 81708 в каталоге Роспечати; 38006 в объединенном каталоге «Пресса России»

Цена свободная

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

ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

2.2020

СОДЕРЖАНИЕ

Обзоры
Макаренко А.В. Глубокие нейронные сети: зарождение, становление, современное состояние
Анализ и синтез систем управления
Баженов С.Г., Козяйчев А.Н., Королев В.С. Частотные методы анализа устойчивости самолета с многосвязной системой управления
Ковешников В.А., Мехтиев А.Я. Исследование накопительно- сортировочного метода решения задач параметрической оптимизации
Управление в социально-экономических системах
Белов М.В. Согласованное управление многоэлементными динамическими организационными системами. Ч. 2. Многоуровневая динамическая организационная система
Информационные технологии в управлении
Подлазов В.С., Каравай М.Ф. Расширение возможностей системной сети «Ангара»
Управление техническими системами и технологическими процессами
Муромцев Д.Ю., Грибков А.Н., Тюрин И.В., Шамкин В.Н. Алгоритм оптимального управления многомерными технологическими объектами при изменении их производительности на длительном интервале времени
Философские вопросы управления
Дозорцев В.М. От неклассической к постнеклассичекой науке: пример компьютерных тренажеров для обучения операторов технологических процессов
Хроника
XXVII международная конференция «Проблемы управления безопасностью сложных систем»



CONTROL SCIENCES

Scientific Technical Journal

6 issues per year ISSN 1819-3161

Published since 2003

FOUNDER

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

Editor-in-Chief

D. A. Novikov, Corr. Member of RAS

Deputy Editors-in-Chief

L. P. Borovskikh, F. F. Pashchenko

Editors

N. E. Maksimova, L. V. Petrakova

Publisher Sensidat-Plus LLC

Editorial address

65 Profsoyuznaya st., office 410,

Moscow 117997, Russia

2/1 +7 (495) 334-92-00

⊠ pu@ipu.ru

URL: http://pu.mtas.ru

Design layout and electronic version prepared by SP Kishenkova T. V.

Printed by Advanced Solutions LLC Order No. PB220 Approved for print on 6.04.2020

The Journal is registered by the Ministry

of Press, Broadcasting and Mass Media of the Russian Federation Registration certificate of

Registration certificate of ПИ № ФС 77-49203 of 30 March 2012

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

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

Subscription indexes:

80508 and **81708** in the catalogue of Rospechat;

38006 in the joint catalogue «Press of Russia»

Free price

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

CONTROL SCIENCES 2.2020

CONTENTS

Surveys
Makarenko, A.V. Deep Neural Networks: Origins, Development,
Current Status
Analysis and Synthesis of Control Systems
Bazhenov, S.G., Kozyaychev, A.N., Korolyov, V.S. Stability Analysis of Airplane with MIMO Control System Based on Frequency Methods
Koveshnikov, V.A., Mekhtiev, A.Ya. Data Accumulation and Sorting Method for Solving Parametric Optimization Problem
Control in Social and Economic Systems
Belov, M.V. Incentive-Compatible Control in Dynamic Multi-Agent Systems. Part 2. Contracts in dynamic hierarchical multi-agent system
Information Technologies in Control
Podlazov, V.S., Karavay, M.F. Expanding the Capabilities of the Angara System Area Network
Control of Complex Technological Processes and Productions
Muromtsev, D.Yu., Gribkov, A.N., Tyurin, I.V., Shamkin, V.N. Algorithm of Optimal Control of MIMO Technological Systems When Changing Their Performance Indicators over a Long Time Interval
Philosophical Aspects of Control
Dozortsev, V.M. From Non-Classical to Post-Non-Classical Science: an Example of Industrial Operators' Computer-Based Training Systems 6
Chronicle
XXVII International Conference «The Problems of Complex Systems Security Control»



ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ: ЗАРОЖДЕНИЕ, СТАНОВЛЕНИЕ, СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ

А.В. Макаренко

Аннотация. Рассмотрено эволюционное развитие искусственных нейронных сетей: от зарождения в виде нейрона Маккаллока — Питтса до современных глубоких архитектур. Перечислены основные «нейросетевые кризисы» и показаны причины их появления. Основное внимание уделено нейронным архитектурам, обучающимся в режиме «обучения с учителем» по размеченной выборке данных. Приведены ссылки на оригинальные работы и основополагающие математические теоремы, формирующие теоретический фундамент под направлением искусственных нейронных сетей. Проанализированы причины затруднений на пути к формированию эффективных глубоких нейронных архитектур, рассмотрены пути разрешения возникших трудностей, выделены обстоятельства, способствующие успеху. Перечислены основные слои сверточных и рекуррентных нейронных сетей, а также их архитектурные комбинации. Приведены примеры и ссылки на статьи, демонстрирующие эффективность глубоких нейронных сетей не только на данных, имеющих ярко выраженные структурные паттерны (изображения, голос, музыка и др.), но и на сигналах стохастического/хаотического характера. Выделено также одно из основных направлений развития сверточных нейросетей — внедрение в слои обучаемых интегральных преобразований. На базовом уровне рассмотрена современная архитектура «Трансформер» — мейнстрим в задачах обработки последовательностей (в том числе в компьютерной лингвистике). Приведена ключевая проблематика современной теории искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: глубокое обучение, сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети.

ВВЕДЕНИЕ

Вычислительный интеллект как одна из ветвей искусственного интеллекта опирается на эвристические алгоритмы; в качестве основного математического инструментария применяется машинное обучение по прецедентам. Оно основано на выявлении общих закономерностей по частным эмпирическим (экспериментальным) данным и по факту относится к классу индуктивного обучения. Формально, задача машинного обучения ставится в слелующем общем виде.

Дано: X — описания объектов (характеристики, признаки; англ.: features); R — решения алгоритма (ответы, метки; англ.: patterns, labels).

Существует, но неизвестна, целевая функция (англ.: *target function*):

 $G': X \to R$.

На основе анализа набора логических пар $\mathbf{d}_n^* = (\mathbf{x}_n, \mathbf{r}_n)$, где \mathbf{d}_n^* составляет n-й прецедент, необходимо найти алгоритм (решающую функцию; англ.: *decision function*): $G: X \to R$, которая восстанавливает оценку G.

Минимально выделяют два подмножества прецедентов — *обучающую* (англ.: *train set*) $D^{\mathrm{Tr}} = \{\mathbf{d}_n^*\}_{n=1}^{N_{\mathrm{Tr}}}$ и *тестовую* (англ.: *train set*) $D^{\mathrm{Ts}} = \{\mathbf{d}_n^*\}_{n=1}^{N_{\mathrm{Ts}}}$ выборки.

Отметим важное требование — исключение «протечек данных» (англ.: leaked data): $D^{\mathrm{Tr}} \cap D^{\mathrm{Ts}} \equiv \varnothing$.

Введем в рассмотрение алгоритм $G_i: X \times W_i \to R$, где W_i — множество допустимых значений \mathbf{w} — вектора параметров алгоритма. В этом случае выделяют два основных типа обучения:

nараметрический — при фиксированном алгоритме G_i ищется «оптимальное» значение $\widetilde{\mathbf{w}}$,



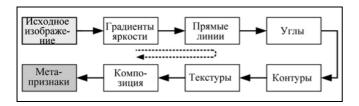


Рис. 1. Иерархические абстракции в данных

доставляющее минимум функционала ошибки $L[G(X, \tilde{\mathbf{w}}), R] \to \min;$

cmpyкmyphый — в этом случае вначале осуществляется поиск «оптимального» представления G, а затем «оптимального» значения $\tilde{\mathbf{w}}$.

Выделяют три основных типа (режима) обучения:

c учителем — $D^{\mathrm{Tr}} \neq \emptyset$ (это режим обучения по размеченной выборке);

без учителя — $D^{\text{Tr}} \equiv \emptyset$ (в этом режиме, как правило, решаются задачи кластеризации или понижения размерности набора данных X);

с подкреплением (англ.: reinforcement learning) — осуществляется поисковое взаимодействие обучаемого агента с внешней средой, обучение управляется системой поощрений и штрафов [1].

Из приведенной формулировки задачи фактически следует, что алгоритм G_i , в зависимости от постановки задачи, может решать различные задачи из области управления: оценивания и прогнозирования процессов, идентификации систем и собственно управления.

Из числа подходов машинного обучения выделяют обширный класс методов глубокого обучения

(англ.: Deep Learning), которые моделируют иерархические абстракции в данных, применяя архитектуры, состоящие из каскадного множества нелинейных преобразований (фильтров). Пример иерархических абстракций в данных (при распознавании изображений) приведен на рис. 1: пунктирная стрелка означает, что метапризнаки того или иного изображения помимо композиции (сцены) включают в себя также и все нижележащие (простые) иерархии, как то: градиенты яркости, прямые линии, углы, контуры, текстуры.

Архитектура, состоящая из каскадного множества нелинейных преобразований (фильтров), в общем виде показана на рис. 2.

Уникальная особенность глубокого обучения заключается в том, что соответствующие алгоритмы работают с исходными данными (низкоуровневыми признаками) и самостоятельно извлекают (формируют) высокоуровневое признаковое описание объектов; т. е. речь идет о метаобучении — компьютерная программа самостоятельно учится, как лучше ей учиться. Сравнительные отличия с классическими статистическими методами и «плоским» машинным обучением дает диаграмма, представленная на рис. 3.

Мейнстримом технической реализации концепции «Глубокое обучение» в настоящий момент являются глубокие искусственные нейронные сети (ИНС) [2]. Важно понимать, что глубокое обучение существенно шире по своей сути, нежели ИНС, и включает в себя также исследования по глубоким случайным лесам (англ.: Deep Random Forest), по глубоким байесовым сетям (англ.: Deep Bayesian Networks) и некоторым другим подходам (в том числе и по исторически обусловленному логическому интеллекту).

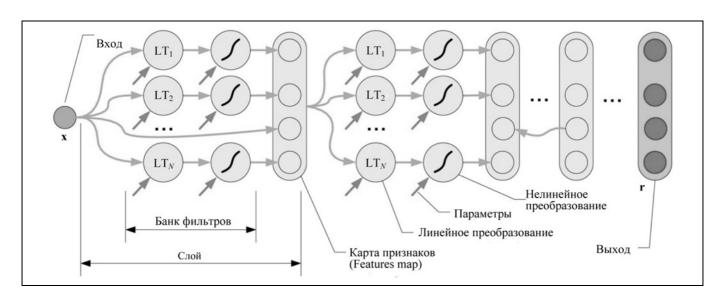


Рис. 2. Обобщенная архитектура алгоритма глубокого обучения на основе каскадного множества нелинейных преобразований



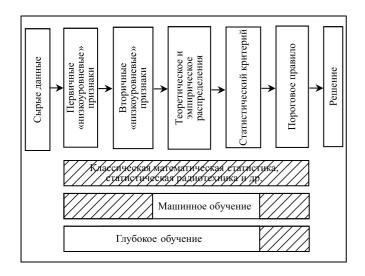


Рис. 3. Кодировка операций: заштрихованные — выполняются человеком; без штриховки — автоматически, в рамках обучения модели

Одна из особенностей глубоких нейронных сетей заключается в возможности реализации ими существенно адаптивного (в какой-то мере даже сверхадаптивного) управления.

Как будет показано далее, весь объем достижений глубоких нейросетей, с которыми читатель, возможно, сталкивается в повседневной жизни (распознавание номеров автомобилей, перевод текстов, распознавание слитной речи, синтез голоса и др.), объясняется хитроумными комбинациям всего трех типов слоев искусственных нейронов.

Одна из целей настоящего обзора состоит в развенчивании широко распространенного мифа из мира ИНС: нейросети — это какая-то «магия» и сплошная «кустарщина», и «наука не понимает, как это все работает». Также будет показано, что ошибочен стереотип, что глубокие нейронные сети эффективно функционируют только на данных, имеющих ярко выраженные структурные паттерны (изображения, голос, музыка и др.) и не работают со случайными и/или хаотическими процессами.

Для формирования у читателя цельной картины эволюции классических нейросетей в глубокие, далее приводится краткая хронология основных событий: с момента зарождения этого научного направления и до настоящего времени.

1. ЭВОЛЮЦИЯ ПОЛНОСВЯЗНЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

Официально старт нейросетевому направлению работ был дан в 1943 г. в статье У. Маккалока и У. Питтса [3]. Авторы ввели понятие искусствен-

ной нейронной сети (ИНС) и предложили формальную модель искусственного нейрона:

$$s = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b, \quad z = g(s), \tag{1}$$

где \mathbf{x} — вектор exodных dahных, $\mathbf{x} \in \mathbb{Z}^N_{\{0,1\}}$; \mathbf{w} — вектор eecoe; b — смещение; «•» — операция скалярного умножения; $g(\cdot)$ — dyнкция aктивации; z — eыхod. Отметим, что исходно нейрон оперировал только двухуровневыми сигналами: $x_i = 0$ — логический нуль и $x_i = 1$ — логическая единица, а dункция активации строилась по типу пороговой dункции Хевисайда:

$$z = g_{01}(s) = \begin{cases} 1, \text{ если } s > a, \\ 0, \text{ если } s \le a, \end{cases}$$

где a > 0 — порог активации.

При формировании ИНС отдельные нейроны (1) объединяются в *нейросетевой слой*:

$$\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{b}, \quad \mathbf{z} = g_{01}(\mathbf{s}),$$

где W — матрица весов, в общем случае прямоугольная.

В 1949 г. Д. Хебб в книге [4] изложил некоторые гипотезы относительно того, как нейроны человеческого мозга могут обучаться. Одна из основных концепций: обучение происходит в результате усиления связи (синаптического веса) между одновременно активными нейронами¹. Исходя из этого, часто используемые связи усиливаются, что объясняет феномен обучения путем многократного повторения одних и тех же входных стимулов (см. также обучение с подкреплением [1]).

В 1958 г. Ф. Розенблатт изобретает *перцептрон* с одним *скрытым слоем* [5]:

$$\mathbf{s}_1 = \mathbf{W}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1, \quad \mathbf{y} = g_{01}(\mathbf{s}_1),$$

$$\mathbf{s}_2 = \mathbf{W}_2 \mathbf{x} + \mathbf{b}_2, \quad \mathbf{z} = g_{11}(\mathbf{s}_2),$$

где
$$z = g_{11}(s) = \text{sign} s, \mathbf{x} \in \mathbb{Z}_{\{0, 1\}}^{N}$$
.

Отметим, что это первая ИНС, которая умела решать задачу классификации и активно применялась на практике.

Особенность данной сети состоит в необучаемости скрытого слоя (в терминологии Ф. Розенблатта [5] он именуется А-слоем) — элементы \mathbf{W}_1 и \mathbf{b}_1 исходно принимают случайные фиксированные значения $\{-1, 0, 1\}$, также фиксируется и пороги a в функции g_{01} . Как было позже показано, смысл этого слоя заключается в приведении несепара-

 $^{^{\}rm 1}$ Впоследствии этот «алгоритм» стал называться «правилом Хебба».



бельной задачи (линейно неразделимой) к сепарабельной (линейно разделимой). Здесь отчасти работает

Теорема 1 (Т. Ковер, 1965 г. [6]). Нелинейное проецирование в пространство более высокой размерности заданного набора данных, не являющихся сепарабельными, повышает вероятность их линейной разделимости.

Второй слой (в терминологии Ф. Розенблатта [5] он именуется R-слоем) обучается по *методу коррекции ошибки* [7] — формализованному правилу Хебба — по выходу нейросети **z**.

В 1960 г. Б. Уидроу и М. Хофф для обучения однослойной сети вида (1) предложили так называемое дельта-правило [8] (метод обучения ИНС градиентным спуском по поверхности ошибки) и назвали получившуюся систему ADALINE². Данная ИНС сразу же начала применяться для решения задач адаптивного управления. С одной стороны, относительно перцептрона Розенблатта это был шаг назад (отсутствие скрытого слоя и невозможность решения несепарабельных задач). С другой был применен новый метод обучения на основе минимизации функции стоимости (функционала потерь), который заложил основу для разработки более совершенных алгоритмов машинного обучения³ и собственно алгоритмов обучения ИНС. Ключевой момент разработанного дельта-правила заключается в вычислении ошибки модели и формировании корректирующих обновлений весов не по дискретному выходу нейросети z, а по непрерывнозначному выходу сумматора s на основе квадратичной функции потерь:

$$L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N_{\text{Tr}}} (\mathbf{r}_n - \mathbf{s}_n)^2 \to \min_{\mathbf{w}},$$
 (2)

где ${\bf r}_n$ — истинное значение n-го обучающего прецедента, $N_{\rm Tr}$ — размер обучающей выборки. В результате сеть ADALINE стало возможно обучать высокоэффективным методом градиентного спуска:

$$\Delta \mathbf{w} = -\eta \nabla L(\mathbf{w}),\tag{3}$$

где Δ **w** — обновление весов сети (1), $\nabla L(\mathbf{w})$ — градиент функции потерь, η — темп обучения. Как можно заметить из выражения (2), обновление весов вычисляется по всем прецедентам из обучающей выборки (вместо инкрементного обновления веса после каждого образца), поэтому такой подход получил название «пакетный» (англ.: batch) градиентный спуск.

В 1969 г. М. Минский и С. Паперт опубликовали книгу [9], в которой содержался целый ряд критических замечаний о функциональных ограничениях перцептронов Розенблатта, тем самым вызвав существенное снижение интереса к тематике ИНС⁴. Отметим, что анализ был сделан для так называемого элементарного перцептрона, но название книги и формулировка выводов вызвали у читателей ощущение, что проблемы касаются всего направления ИНС⁵. Началась первая «нейросетевая зима», переведя фокус исследований в искусственном интеллекте на символьно-логические системы.

В 1986 г. Д.Е. Румельхарт переоткрывает заново *многослойный персептрон* (англ.: *multilayer perceptron*, MLP) в виде [10]

$$\mathbf{s}_1 = \mathbf{W}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1, \quad \mathbf{y} = g_0(\mathbf{s}_1),$$

 $\mathbf{s}_2 = \mathbf{W}_2 \mathbf{x} + \mathbf{b}_2, \quad \mathbf{z} = g_0(\mathbf{s}_2),$

где $g_{o}(s) = g_{sg}(s) = \frac{1}{1+e^{-s}}$ — либо сигмоидальная функция, либо $g_{o}(s) = g_{th}(s) = ths$ — гиперболический тангенс. При этом первый слой становится также обучаемым, а вход сети непрерывнозначным, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N}$. Сеть, как целое, учится по *методу обратного распространения ошибки*, который был впервые описан в 1974 г. в работах А.И. Галушкина [11] и П. Вербоса [12] и существенно развит в последующих работах [13, 14].

Отметим, что Д.Е. Румельхарт при публикации своих результатов по какой-то причине исказил определение перцептрона Розенблатта, представив его как ИНС без скрытого слоя, тем самым породив методическую ошибку⁶, что перцептрон Розенблатта не способен решать ряд элементарных несепарабельных задач, например, вычислять булеву функцию ХОR (исключающее «или»).

Тем не менее, работа [10] запустила вторую волну массового интереса к ИНС. В 1988 г. Д. Брумхед и Д. Лоу предложили сеть радиально-базисных функций (англ.: Radial Basis Function Network, RBF) [15]. Это MLP с одним скрытым слоем вида

$$y_m = \exp\left[-\beta \sum_{i=1}^{N} (x_i - r_{im})^2\right], \quad m = \overline{1, M},$$
 (4)

 $^{^2}$ ADAptive LInear NEuron, адаптивный линейный нейрон.

 $^{^3}$ В том числе логистической регрессии, метода опорных векторов и целого семейства регрессионных моделей.

 $^{^4}$ Интересно, что М. Минский был сокурсником Ф. Розенблатта.

⁵ Ради справедливости отметим, что в 1987 г. авторы выпустили третье издание книги, где многие критические замечания были учтены.

⁶ Искусственное понятие «однослойный перцептрон» стало во главу целого ряда недоразумений, вошло в ряд монографий и учебников, в том числе и современных.



где M — число нейронов скрытого слоя, \mathbf{r}_m — так называемый центральный вектор m-го скрытого нейрона (обучаемый параметр). Выходной слой имеет линейную (тождественную) функцию активании.

В 1989 г. были получены два важных результата. Прежде всего, доказана важная

Теорема 2 (Universal Approximation Theorem FFNN [16], G. Cybenko, 1989). Искусственная нейронная сеть прямого распространения с одним скрытым слоем может аппроксимировать любую непрерывную функцию многих переменных с любой точностью, при условии, что сеть имеет в скрытом слое достаточное число нейронов N, имеющих сигмоидальную функцию активации g_{so} .

Теорема 2 является в определенном смысле специализированным аналогом теоремы А.Н. Колмогорова и В.И. Арнольда о представимости непрерывных функций нескольких переменных суперпозицией непрерывных функций одной переменной и существенно дополнила теорему о сходимости перцептрона [7]. В этом ключе стоит также отметить близкую теорему Хехт — Нильсена [17].

Далее, Дж. Бридли вводит в обиход машинного обучения функцию активации SoftMax [18]:

$$z_i = e^{s_i} / \sum_{i=1}^{M} e^{s_i}, \quad i = \overline{1, M},$$
 (5)

где M — число нейронов выходного слоя. Функция (5), в отличие от других «интуитивных» (но, как правило, некорректных) подходов позволила на строгом теоретическом уровне обоснования решать задачу многоклассовой классификации (в режиме «один из многих»). При обучении ИНС с выходным SoftMax-слоем, как правило, применяется функция потерь в виде $\kappa pocc$ -энтропии:

$$L = -\frac{1}{N_{\text{Tr}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{Tr}}} \sum_{i=1}^{M} (\mathbf{z}_n^*)_i \ln(\mathbf{z}_n)_i,$$
 (6)

где $N_{\rm Tr}$ — размер обучающей выборки, M — число нейронов в выходном слое (число классов в решаемой задаче), \mathbf{z}_n^* — вектор меток, ассоциированный с n-м прецедентом.

В 1991 г. К. Хорник обобщает теорему 2 на случай произвольных нелинейных активационных функций [19]. Становится ясно, что универсальные аппроксимационные свойства ИНС — это в большей мере свойство сетевой структуры.

Тем не менее, несмотря на успехи, исследователи очень скоро «упираются» в существенную ограниченность MLP с одним скрытым слоем — удается решать лишь ограниченное число практически важных задач. Такие насущные проблемы, как распознавание изображений, голоса, обработка

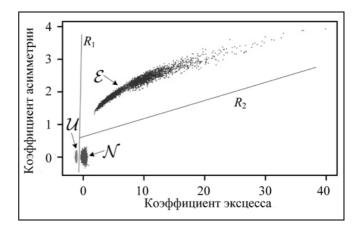


Рис. 4. Демонстрация линейной разделимости изучаемых сигналов х в пространстве третьего и четвертого статистических моментов

текста — остаются за гранью приложимости МLР. Попытки добавления числа скрытых слоев не приносят успеха — сети не обучаются, одна из сильнейших проблем — затухание градиента (англ.: $Vanishing\ Gradients\ Problem)\ |\nabla L(\mathbf{w})| \to 0$ по мере продвижения обучающих сигналов ко входу сети. Как следствие, во второй половине 1990-х гг. начинается вторая затяжная «нейросетевая зима».

Продемонстрируем практическую ограниченность MLP при классификации случайных сигналов⁷. Рассмотрим

Пример 1. Введем в рассмотрение три класса стохастических сигналов х, различающихся функциями одноточечной плотности вероятности: \mathcal{N} — нормальное; \mathcal{U} равномерное; \mathcal{E} — экспоненциальное. Причем все сигналы б-коррелированные и независимые. Поставим задачу синтеза ИНС по типу MLP для классификации входящих сигналов по принадлежности к одному из классов: \mathcal{N} , \mathcal{U} или \mathcal{E} . При этом потребуем стандартизацию входящих сигналов: нулевое математическое ожидание и единичная дисперсия. Таким образом, классические энергетические обнаружители функционировать не будут, а проблема классификации сдвигается в область распознавания структурных характеристик случайных процессов. Для определенности положим длину каждого временного ряда в K = 1024 отсчета. Поставленная задача, как показано в работе [20], успешно решается MLP, если на вход ИНС подаются высокоуровневые информативные признаки — в данном случае статистические моменты (на рис. 4 приведена диаграмма рассеивания изучаемых сигналов в координатах третьего и четвертого статистических моментов). Если же на вход нейросети подать «сырые» сигналы x, то она полностью теряет способность к классификации сигналов: значение меры качества F_1 [2] не поднимается выше 0,417 [21].

⁷ Задача по сути постановки близка к прикладной проблематике распознавания сигналов в пассивных акустических пеленгаторах.



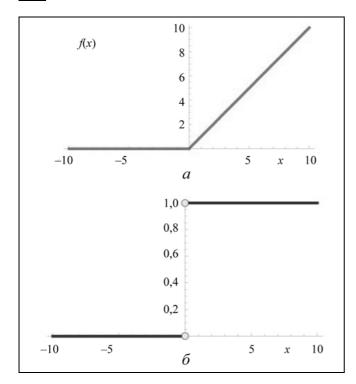


Рис. 5. График функции ReLU (a) и ее первой производной (б)

Подобные результаты в свое время как раз и вызвали «вторую нейросетевую зиму» и ограничили применимость «плоских» нейросетей к ряду важных прикладных областей, как то: сверхширокополосная радиолокация, гидроакустическая шумопеленгация, инструментальная медицинская диагностика, техническая диагностика и др.

2. ЗАРОЖДЕНИЕ «ГЛУБИНЫ» ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Во второй половине «нулевых» годов (2006—2010 гг.) появляются работы, систематически направленные на разработку конструктивных методов обучения многослойных нейронных сетей (с числом скрытых слоев более одного). В 2006 г. Дж. Хинтон и Р. Салахутдинов предлагают двухфазный подход к обучению многослойных ИНС [22]. Первая фаза — послойное последовательное обучение без учителя скрытых слоев (начиная с первого) внутренним представлениям⁸. На второй фазе выходной слой обучается и скрытые слои дообучаются посредством метода обратного распространения ошибок. Способ оказался работоспособным, но весьма затратным в плане вычислительных ресурсов и, как оказалось в дальнейшем, весьма не-

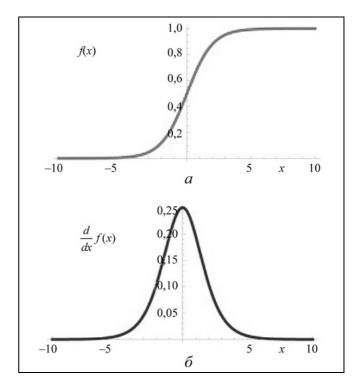


Рис. 6. График сигмоидальной функции (a) и ее первой производной (δ)

устойчивым для сетей, имеющих более 3—5-ти скрытых слоев. Похожая идея тех же авторов на основе ограниченной машины Больцмана [2] и сетей доверия [2] страдала теми же недостатками. Как выяснилось в дальнейшем, все эти ухищрения — существенно избыточны.

Оказалось, что для решения проблемы обучения глубоких нейронных сетей как единого целого (обучение всех слоев сразу) необходимо было сделать два «простых» шага.

Прежде всего, потребовалось найти адекватную функцию активации, что и сделали Дж. Хинтон с соавтором, предложив в 2010 г. функцию ReLU^9 (Rectified Linear Unit) [23]: $g_{RL}(s) = \max(0, s)$. График этой функции приведен на рис. 5. Для сравнения на рис. 6 приведен график классической функции активации g_{SS} .

Из сравнения графиков функций g_{sg} и g_{RL} видно, что ReLU имеет широкий рабочий отрезок (область, в которой первая производная существенно отлична от нуля). Кроме того, ReLU очень «дешева» в вычислительном плане. Ее недифференцируемость в нуле, как показала практика, никак себя негативно не проявила.

⁸ Фактически обучался энкодер в Автоэнкодере.

 $^{^9}$ Впоследствии появилось целое семейство ReLU-подобных функций [12].



Далее, потребовалось изменить схему начальной инициализации весов ИНС. Удачная конструкция получилась в том же 2010 г. у 3. Глорота с соавтором [24]. Дисперсию инициализирующего шума (равномерного или нормального) было предложено находить по формуле

$$Var(\mathbf{w}) = \frac{2}{N_{\rm in} + N_{\rm out}},$$

где $N_{\rm in}$ и $N_{\rm out}$ — число нейронов в предыдущем и последующем слоях соответственно.

К этому моменту уже более-менее выкристаллизовалось определение глубоких ИНС. К ним формально стали относить нейронные сети с числом скрытых слоев более одного (точнее, более двух — именно такие сети стали успешно извлекать сложные иерархические представления из «сырых» данных) и обучающихся как единое целое (обучение всех слоев сразу).

Таким образом, к концу первой декады XXI столетия все было готово для того, чтобы глубокие нейронные сети продемонстрировали прорывный результат. И его появление не заставило себя долго ждать.

3. ГЛУБОКИЕ СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОСЕТИ

В 1989 г. Ян Лекун с соавторами публикуют работу [25], в которой описывают реальное приложение ИНС к практической задаче по распознаванию рукописных цифр в почтовом индексе. В статье рассматривается новая архитектура ИНС на основе принципа разделения весов (Weight Sharing). В данной работе фактически обобщен и переосмыслен ранний опыт по разработке К. Фукушимой неокогнитрона [26] и формализованы идеи коннекционизма М. Мозера [27]. К 1998 г. идеи Яна Лекуна окончательно вышлифовываются [28] в так называемые сверточные нейросети. Представленная в работе [28] архитектура сети LeNet-5 стала фундаментальной на многие последующие годы, особенно для задач анализа изображений. В сверточной нейросети применялась последовательная комбинация из двух типов слоев 10 . Первый тип свертка (англ.: Convolution Layer [2]) — извлекает информативные признаки, имеющие структурную организацию (см. рис. 7, a). Второй тип — $cy\delta$ дескритизация (англ.: Pooling Layer [2]) — благодаря пространственному сжатию данных обеспечивает инвариантность отклика слоя к малому смещению паттерна (рис. $7, \delta$).

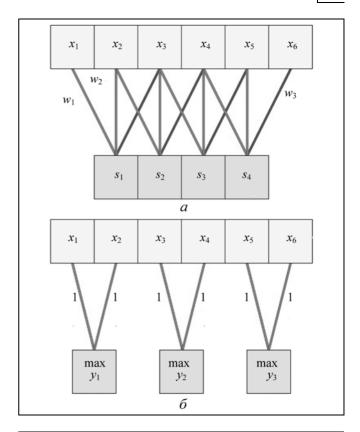


Рис. 7. Базовые слои сверточной нейросети: a-1 D-свертка, размер 3, шаг 1; $\delta-$ слой MaxPool, размер 2, шаг 2

На выходе сети LeNet-5 применялся RBF-слой (4), а в качестве функции потерь при обучении применялась квадратичная функция потерь (2).

В связи с отсутствием достаточных по качеству и размеру наборов данных, а также из-за медленного обучения на центральном процессоре (СРU) с 1998 по 2010 г. сверточные нейросети пребывали в состоянии некоторой инкубации.

В 2010 г. были получены два результата, которые впоследствии оказали весьма существенное влияние на всю область глубоких нейросетей.

Прежде всего, Д. Кирешан и Й. Шмидхубер опубликовали одну из первых реализаций сверточной нейросети на графическом ускорителе (GPU) [29]. Реализация содержала 9 скрытых слоев и оба прохода — прямой (расчет) и обратный (обучение).

Далее, М. Цейлер с коллегами предложили новый нейросетевой слой, фактически обратный операции свертки [30], и назвали его *«слой деконволю-* $\mu u u^{11}$ » (англ.: *Deconvolutional Network Layer*):

$$\sum_{m=1}^{M} z_m \oplus f_{m, c} = x_c, \tag{7}$$

¹⁰ Реализация слоев в сети LeNet-5 отличалась от принятой в настоящее время.

¹¹ Название слоя не совсем верное, поэтому в дальнейшем оно было изменено (примерно с 2015 г, см. далее).



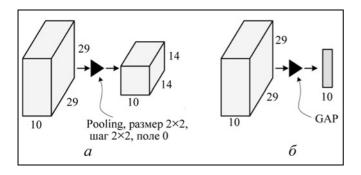


Рис. 8. Структуры слоев субдискретизации: a — обычный AveragePooling; δ — GAP; числа на ребрах параллелепипедов — размеры входных полей и выходных карт-признаков

где x_c — входные данные (изображение); \oplus — операция свертки; z_m — выход слоя (карты признаков, числом M); $f_{m,c}$ — ядра сверток (обучаемые послойно, без учителя, см. § 2), уникальные для каждого c — цветового канала изображения и для каждой карты признаков m. При этом, если входное изображение имеет размер $N_x \times N_y$, а ядро размером $N_k \times N_k$, то выход слоя имеет размер: $(N_k + N_k - 1) \times (N_y + N_k - 1)$.

В 2012 г. А. Крижевский в соревновании по распознаванию изображений ImageNet применил подход на основе глубоких нейронных сетей. Его сверточная сеть AlexNet победила с существенным отрывом от лучших решений, основанных на классических техниках компьютерного зрения и машинного обучения [31]. Эта работа фактически дала исходный толчок к буму Deep Learning, который мы наблюдаем и в настоящее время.

Отметим, что на выходе сети AlexNet стоял уже привычный слой SoftMax (5), в качестве функции потерь при обучении применялась кросс-энтропия (6), а основной функцией активации являлась функция ReLU.

В том же 2012 г. тот же Дж. Хинтон с коллегами ввел в рассмотрение технику *Dropout* [32] для борьбы с *переобучением*: на каждой итерации обучения часть нейронов скрытого слоя вместе с их входящими и исходящими весами исключается, а после завершения итерации — возвращается. После окончания обучения все веса умножаются на нормализующий коэффициент. Как впоследствии было показано, эта процедура эквивалентна по-

рождению экспоненциально большого ансамбля ИНС и усреднения (*ансамблирования*) их решений, что усиливает инвариантность сети к ошибкам в данных.

В 2013 г. М. Лин с коллегами публикуют работу «Network in Network» («Сеть внутри сети») [33]. Статья содержала две ключевые идеи, которые впоследствии существенно развились. Во-первых, было предложено между слоями сверток вставлять многослойные персептроны, которые усиливали обобщающие свойства сверточных слоев (эта идея в 2014 г легла в основу архитектуры модулей Inception, см. далее). Во-вторых, был предложен новый слой: глобальная усредняющая субдескритизация (англ.: Global Average Pooling, GAP). Его структура приведена на рис. 8. Применение этого слоя позволило конструировать полносверточные нейросети (англ.: Fully Convolutional Networks) без полносвязных слоев в концевой части сети (эта идея в будущем привела к разработке целого направления: нейросетей, инвариантных к размеру входных данных, и позволяющих решать задачи локализации объектов и/или сегментации изображений, см. далее).

В 2014 г. К. Симонян и А. Зиссерман публикуют так называемую VGG-сеть [34]. Она содержала 19 скрытых обучаемых слоев. Ее архитектура шла вразрез с рекомендациями авторов ранних сетей: применять во входных слоях крупные свертки размером не менее 5×5 пикселей (LeNet-5) и 11×11 пикселей (AlexNet). Оказалось, что последовательность мелких сверточных ядер 3×3 эффективно эмулирует более крупные рецептивные поля (типа 9×9, 11×11) при явно меньшем числе настраиваемых параметров и с меньшим числом затратных операций умножения.

Но оказалось, что 3×3 — это не предел. Осенью того же 2014 г. Кристиан Жегеди с коллегами публикует так называемую GoogLeNet [35], включающую в свой состав модули Inception (рис. 9), в которых ключевую роль играют ядра размером 1×1 . Эта работа во многом является творческим осмыслением ранее предложенного подхода Network-in-Network [33], согласно которому применяются свертки размером 1×1 (фактически пространственно ориентированные слои MLP) для увеличения комбинаторных свойств сверточных слоев.

Буквально одновременно с публикацией архитектуры Inception Л. Сифре¹⁴ защищает кандидатскую диссертацию [36], в которой вводит в рассмотрение так называемый *Depthwise Separable* сверточный слой. Его архитектура приведена на рис. 10, б

10

¹² Кстати, аспирант Дж. Хинтона.

¹³ ImageNet — база данных аннотированных изображений, предназначенная для отработки и тестирования алгоритмов распознавания образов и машинного зрения. Для категоризации объектов на изображениях применяется семантическая сеть WordNet. База данных определяет 1000 классов и по состоянию на 2016 г. содержала около 10 млн. изображений.

¹⁴ Кстати, аспирант Стефана Маллата, который известен теоретическими исследованиями причин эффективности сверточных нейронных сетей и анализом их эквивалентности банкам вейвлет-фильтров.



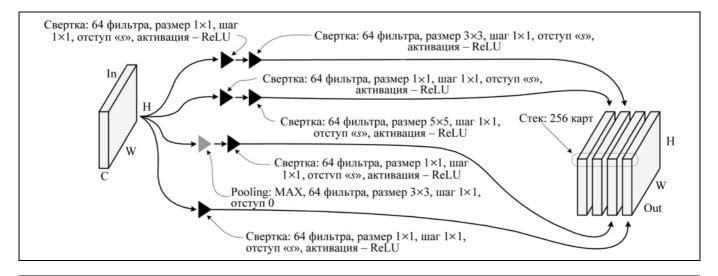


Рис. 9. Структура сверточного модуля Іпсерtion: переменные C, W и H на ребрах параллелепипедов — размеры входных (In) полей и выходных (Out) карт-признаков

(в сравнении с архитектурой классического сверточного слоя, изображенного на рис. 10, a).

В ноябре 2014 г. Дж. Лонг с соавторами публикуют препринт [37], в котором описывают так называемую «полносверточную сеть» (англ.: Fully Convolutional Networks), направленную на решение задачи семантической сегментации в режиме «ріх2ріх¹⁵». Работа, с одной стороны, развила концепцию статьи [33] в части построения сетей без полносвязных слоев, с другой, ввела в рассмотрение новый слой «UpSampling» — операция пространственного расширения карты признаков. Смысл операции иллюстрируют формулы (в случае 2D данных, с размером ядра 2 и шагом 2):

$$\mathbf{Z} = \text{UpS}(\mathbf{X}) : \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Z'} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{11} & x_{12} & x_{12} \\ x_{11} & x_{11} & x_{12} & x_{12} \\ x_{21} & x_{21} & x_{22} & x_{22} \\ x_{21} & x_{21} & x_{22} & x_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Z} = \text{Flt}(\mathbf{Z'}),$$

где X — матрица входных данных, Z — выход слоя, Flt — операция фильтрации (она либо отсутствует — тождественное преобразование Z = Z', либо применяется билинейная интерполяция, как в работе [37]). Отметим, что этот слой является упрощенной версией слоя деконволюции (7), который в современной трактовке называется *«транспониро-*

ванная свертка» (англ.: Transposed Convolution) [38]. Весьма наглядна разница между слоями UpSampling и Transposed convolution продемонстрирована в работе [39].

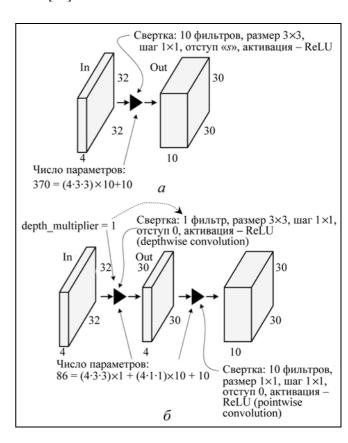


Рис. 10. Структуры сверточных слоев: a — обычная регулярная свертка; δ — свертка Depthwise Separable; числа на ребрах параллелепипедов — размеры входных (In) полей и выходных (Out) карт-признаков

¹⁵ Альтернативное название Image-to-Image, т. е. изображение на входе нейросети преобразуется на ее выходе в некое другое изображение (зависит от задачи), но совпадающее по размеру с исходным.



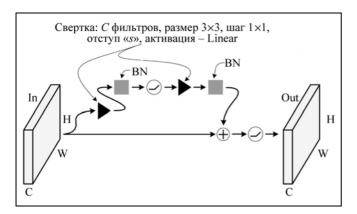


Рис. 11. Структура сверточного модуля ResNet: блоки BN — Batch Normalization, см. выражение (8); переменные С, W и H на ребрах параллелепипедов — размеры входных (In) полей и выходных (Out) карт-признаков

К концу 2014 г. происходит некий «фазовый переход»: интернет-гиганты, в том числе Google, признают высокую эффективность глубоких сверточных ИНС в задачах, связанных с распознаванием изображений и голоса, и начинается активное их внедрение в соответствующие бизнес-процессы.

В 2015 г. С. Иоффе с коллегой предлагают *стан- дартизовывать* данные внутри нейросети при их передаче между скрытыми слоями [40]. Техника была названа *Batch Normalization*:

$$\mathcal{B} = \{x_1, x_2, ..., x_M\}, \quad y_i = BN_{\gamma,\beta}(x_i), \quad \mu_{\mathcal{B}} = M[\mathcal{B}],$$

$$\sigma_{\mathcal{B}}^2 = D[\mathcal{B}], \quad \hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_{\mathcal{B}}}{\sigma_{\mathcal{B}} + \varepsilon}, \quad \varepsilon \to 0,$$

$$BN_{\gamma,\beta} : y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta, \tag{8}$$

где \mathcal{B} — мини-батч данных, γ , β — обучаемые параметры.

Предложенный подход существенно облегчил обучение глубоких структур, так как стандартизация приводила к тому, что последующий слой не тратил свои степени свободы на сдвиг и масштабирование входящих данных, а занимался только оцениванием их структурных свойств. Как следствие ускорение сходимости процесса обучения, работа с более сложными данными, возможность применять более высокие значения Learning Rate — параметра преформуле (3). Отметим, что в некоторых литературных источниках технику Batch Normalization объявляют более эффективной заменой техники Dropout, но на самом деле у них разный принцип действия и разное назначение.

Весной 2015 г. О. Роннебергер с коллегами предложил весьма оригинальную архитектуру полносверточной нейросети, решающей задачу сегментации изображений [41]. Сеть состоит из двух

частей: входной — сжимающей (сверточные слои и слои субдискретизации) и выходной — расширяющей (в ее основе слои UpSampling, после каждого из них следует сверточный слой). Ключевой момент — наличие прямых связей между сжимающей и расширяющей частями на одинаковых пространственных масштабах. Подобная архитектура, в отличие от, например, ранее рассмотренной [37] требует меньшее число примеров для обучения и при этом порождает более точную сегментацию.

Еще одна разработка 2015 г. — разреженная свертка (англ.: Dilation Convolution), которую предложили Ф. Юу и В. Котлин в работе [42]. Изменяя коэффициент дилатации D, возможно гибко управлять размером рецептивного поля без изменения числа обучаемых параметров (пример 1D свертки размером 3):

$$D = 0: w_0 x_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2,$$

$$D = 1: w_0 x_0 + w_1 x_2 + w_2 x_4,$$

$$D = 2: w_0 x_0 + w_1 x_3 + w_2 x_6,$$

где \mathbf{x} — входные данные; \mathbf{w} — ядро свертки. При D=0 разреженная свертка эквивалентна обычной. Отметим, что при комбинировании слоев разреженных сверток с коэффициентом D>0 область видимости подобных нейронов растет весьма быстро, при сохранении малого числа настраиваемых параметров.

В самом конце 2015 г. выходит весьма нетривиальная (и, как оказалось впоследствии, революционная) работа [43] сотрудников одного из исследовательских центров «Microsoft». В ней описываются так называемые Residual Networks (ResNet: сверточная нейросеть с остаточными блоками), рис. 11. Основная идея ResNet: неизмененные входные данные суммируются с нелинейно преобразованными. Это сразу же привело к стабильной обучаемости сетей глубиной в 100, а впоследствии и в 1000 слоев 16 на достаточно сложных данных.

На протяжении 2016—2019 гг. исследователи в основном экспериментировали с различными вариациями и комбинациями Inception и ResNet и их приложениями к реальным задачам. Но, помимо этого, были также инициированы исследования по применению различного рода интегральных преобразований в сверточных слоях.

В 2018 г. Х. Кхан с коллегами предложили [44] слой вейвлет-деконволюции 17 (англ.: Wavelet Decon-

12

¹⁶ Практического смысла в столь глубокой сети нет никакого (по крайней мере, в исследовавшихся задачах), но есть смысл методический: «можем обучать».

 $^{^{17}}$ Исходя из математического описания, более корректное название статьи и самой операции: вейвлет-декомпозиция (wavelet decomposition).



volution) в качестве эффективной адаптивной альтернативы предварительного спектрального разложения входных данных (временных рядов):

$$\psi_{s,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-b}{s} \right), \quad z = x \oplus \psi_{s,b},$$

где x — входные данные (дискретная последовательность), \oplus — операция свертки, z — выход слоя; ψ^* — материнский вейвлет для непрерывного вейвлет-преобразования, b — параметр масштаба, адаптируемая (обучаемая) величина, которая изменяется при обучении на величину $\Delta s = -\eta \frac{\partial \mathbf{L}(s)}{\partial s}$.

В том же 2018 г. С. Фуджиеда с коллегами ввели в рассмотрение [45] вейвлет-аналог слоя субдискретизации (см. рис. 7, б), который позволяет эффективно извлекать информацию о характере текстур на 2D данных (изображениях) на разных пространственных масштабах посредством аналога дискретного вейвлет-преобразования. Недостаток реализованного авторами подхода — фиксированное число масштабов разложения, задаваемого посредством числа слоев в нейросети.

В 2019 г. П. Лю с коллегами предложили встроить дискретное прямое и обратное вейвлет-преобразования на основе вейвлета Хаара в сверточные слои [46]. При этом архитектурно полносверточная сеть получилась подобна рассмотренной выше сети U-Net [41].

Подходы, подобные изложенным в работах [44—46], позволили существенно уменьшить число обучаемых параметров сверточных нейросетей, а также улучшить их характеристики на ряде задач относительно типовых архитектур (AlexNet, VGG и т. п.).

Продемонстрируем на задаче из примера 1 богатые функциональные возможности элементарной сверточной нейронной сети при классификации случайных сигналов¹⁸. Рассмотрим

Пример 2. Сформируем ИНС с одним скрытым слоем из одного сверточного ядра размером 1 (рис. 12) и на вход подадим «сырые данные» **х**. Как показано в работе [21], подобная ИНС весьма успешно решает задачу классификации случайных сигналов, имеющих идентичную энергию и различающихся только функциями плотности вероятности: \mathcal{N} , \mathcal{U} , \mathcal{E} . Мера качества классификации $F_1=1$.

В работе [21] также проведен анализ структуры обученных сверточных сетей и механизмов их функционирования при принятии решения в случае представленной задачи. Исследована их устойчивость к загрязнению входных данных по модели запирания канала/сенсора и возможность обнаружения сетью преобладающего сиг-

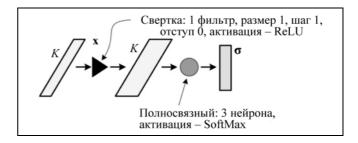


Рис. 12. Структура минимальной сверточной ИНС, успешно решающей задачу классификации случайных сигналов с функциями плотности вероятности $\mathcal{N},\ \mathcal{U},\ \mathcal{E},\ K$ — длина временного ряда

нала в смеси сигналов \mathcal{N} , \mathcal{U} , \mathcal{E} в условиях априорной неопределенности. Таким образом, показано, что глубокие сверточные нейронные сети могут эффективно работать не только с сигналами, имеющими ярко выраженные паттерны, но и с реализациями узко- или широкополосных случайных процессов, и таким образом решать ряд задач по обработке сигналов. Решение подобной сложной прикладной задачи изложено в работе [47], посвященной разработке на основе глубокой сверточной ИНС первичного классификатора сигналов для квантовой волоконно-оптической системы охраны магистральных трубопроводов. \bullet

Сверточные нейронные сети отлично справляются и с проблематикой идентификации хаоса, а также прямого оценивания показателя Ляпунова в дискретных динамических системах по их наблюдаемым траекториям в расширенном пространстве состояний (см., например, работу [48]).

4. ГЛУБОКИЕ РЕКУРРЕНТНЫЕ НЕЙРОСЕТИ

В 1990 г. Дж. Элман предложил *рекуррентную* ИНС с одним скрытым слоем по типу MLP [49]:

$$\mathbf{h}_{k} = g_{h}(\mathbf{W}_{h}\mathbf{x}_{k} + \mathbf{U}_{h}\mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_{h}),$$

$$\mathbf{y}_{k} = g_{y}(\mathbf{W}_{y}\mathbf{h}_{k} + \mathbf{b}_{y}),$$
(9)

где k — дискретное время, \mathbf{h}_k — вектор скрытого состояния сети в момент времени k. Как видно из выражения (9), слагаемое $\mathbf{U}_h\mathbf{h}_{k-1}$ задает обратную связь и отвечает за временной контекст. Этот контекст «одношаговый» по времени, подобные сети классифицируют как SimpleRNN (Recurrent Neural Network), в противовес им многошаговые сети называются FullyRNN.

В 1991 г. X. Зигельманном и Е. Сонтагом доказана

Теорема 3 (о полной тьюринговости RNN [50]). Любые машины Тьюринга могут моделироваться полностью связанными рекуррентными сетями, созданными из нейронов с сигмоидальными функциями активации, при условии, что сеть имеет достаточное число нейронов в скрытом слое М и достаточное число шагов временной памяти K.

¹⁸ Задача по сути своей постановки близка к прикладной проблематике распознавания сигналов в пассивных акустических пеленгаторах.



В 1992 г. К. Фунахаши и И. Накамурой доказана **Теорема 4** (универсальная аппроксимационная теорема RNN [51]). *Любая нелинейная динамическая система класса*

$$\frac{d}{dt}s(t) = f(s), \quad s(t=0) \in S_0,$$

может быть аппроксимирована рекуррентной нейронной сетью с любой точностью, без ограничений на компактность пространства состояний системы, при условии, что сеть имеет достаточное число нейронов в скрытом слое M.

Из теоремы 4 автоматически вытекает следствие, что любая непрерывная кривая (динамический процесс, временной ряд) может быть аппроксимирована с любой точностью выходом RNN (при соблюдении ряда условий, основными из которых являются достаточное число нейронов рекуррентного слоя M и достаточное число шагов его временной памяти K). Таким образом, открываются возможности применения RNN для высокоэффективного решения ряда задач управления 19 , в том числе оценивания и прогнозирования динамических сигналов, идентификации систем управления и др., причем в классе адаптивных и сверхадаптивных систем управления.

В 1997 г. М. Джордан предложил модификацию сети Элмана (9) [52]:

$$\mathbf{h}_{k} = g_{h}(\mathbf{W}_{h}\mathbf{x}_{k} + \mathbf{U}_{h}\mathbf{y}_{k-1} + \mathbf{b}_{h}),$$

$$\mathbf{y}_{k} = g_{y}(\mathbf{W}_{y}\mathbf{h}_{k} + \mathbf{b}_{y}).$$
(10)

Из сравнения выражений (9) и (10) видно, что в случае *сети Джордана* контекст решения определяется выходом сети, а не скрытым слоем.

Теоремы 3 и 4 вызвали активные исследования применимости сетей Элмана и Джордана в самых различных областях, но очень скоро выяснились фатальные недостатки SimpleRNN:

- фактически сети оперируют очень короткими динамическими контекстами, забывание «прошлого» идет с экспоненциальной скоростью;
- в рамках одной сети очень сложно совмещать процессы различных масштабов, в том числе «быстрое» и «медленное» время, а также обрабатывать пропуски данных;
- рекуррентные сети, построенные по типу MLP, очень сложно обучать (применяется алгоритм Backpropagation Through Time) при больших значениях K: градиент либо затухает, либо испытывает взрывной рост.

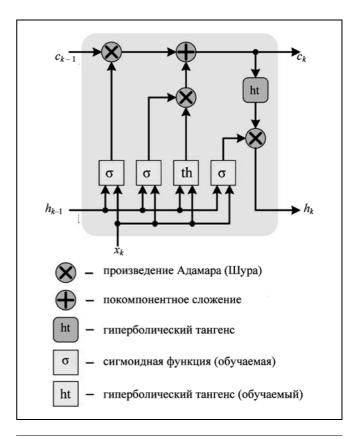


Рис. 13. Элементарная ячейка LSTM

В 1997 г. для решения означенных проблем С. Хохрейтер с коллегами предложили принципиально иную архитектуру RNN, названную LSTM — Long Short-Term Memory (долгая краткосрочная память) [53]. Элементарная ячейка скрытого слоя сети приведена на рис. 13.

Ячейка LSTM содержит конвейер состояния ячейки $x_{k-1} \to c_k$, который включает в себя только линейные (!) операции. Модификация информации управляется вентилями (англ.: gates): $s' = s\sigma(\circ)$, причем $\sigma(\circ) \in [0, 1]$. Стандартная ячейка LSTM состоит из четырех вентилей:

- «forget gate»: $\mathbf{f}_k = \sigma(\mathbf{W}_f \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_f \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_f)$ интерпретация: если тема (сцена) изменяется, то информация о старой теме (сцене) стирается;
- «input gate & activation»: $\mathbf{i}_k = \sigma(\mathbf{W}_i \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_i \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_i)$, $\tilde{\mathbf{c}}_k = \text{th}(\mathbf{W}_c \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_c \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{b}_c)$ интерпретация: определяется, какие значения будут обновляться и создается вектор кандидатов на $\tilde{\mathbf{c}}_k$, которые предполагается добавить в состояние ячейки;
- «internal state»: $\mathbf{c}_k = \mathbf{f}_k * \tilde{\mathbf{c}}_{k-1} + \mathbf{i}_k * \tilde{\mathbf{c}}_k$ интерпретация: формируется новое состояние ячейки \mathbf{c}_k ;

¹⁹ Естественно, что эти возможности относятся к глубоким RNN, в том числе имеющих в своем составе ячейки LSTM (описание см. далее).



— «output gate & value»: $\mathbf{o}_k = \sigma(\mathbf{W}_0 \mathbf{x}_k + \mathbf{U}_0 \mathbf{h}_{k-1} + \mathbf{h}_0)$, $\mathbf{h}_k = \mathbf{o}_k * \text{th} \mathbf{c}_k$ — интерпретация: формируется новый выход ячейки \mathbf{h}_k .

Число настраиваемых во время обучения параметров в слое LSTM: $4(MN + M^2 + M)$, где N — число признаков во входном векторе \mathbf{x} , M — число нейронов в рекуррентном слое, эту же размерность имеют вектора \mathbf{c} и \mathbf{h} .

Последующие исследования LSTM-сетей показали, что для них выполняются теоремы 3 и 4, но при этом LSTM-сети свободны от большинства проблем SimpleRNN.

В 2000 г. Т. Чао и Х. Ли расширили теорему 4 на неавтономные нелинейные обыкновенные дифференциальные уравнения [54]:

$$\frac{d}{dt}s(t) = f(s) + g(t), \quad s(t=0) \in S_0.$$

В 2005 г. Ф. Морин и Б. Йошуа предложили иерархическое обобщение Softmax слоя (5) [55], что сделало возможным устойчивое решение задач классификации (в первую очередь в компьютерной лингвистике) размером свыше 20 тыс. классов.

В этом же году А. Гравес и Ю. Шмидхубер предлагают двунаправленное обобщение LSTM — BiDirectional LSTM [56]. Основная мотивация: «Настоящее зависит не только от прошлого, но и от будущего». Впоследствии это позволило получить более устойчивые и качественные решения ряда задач, так как для формирования выхода z_i сеть использовала информацию не только из левой части временного ряда: $[..., z_{i-2}, z_{i-1}, z_i]$, но также и из правой: $[z_{i+1}, z_{i+2}, ...]$.

Таким образом, к концу 2005 г. у исследователей формируется уверенность в перспективности применения LSTM-сетей в области компьютерной лингвистики, распознавания и синтеза слитной речи, онлайн распознавания слитных рукописных текстов и др. Интенсивность исследований в области рекуррентных ИНС существенно возрастает.

В 2013 г. А. Гравес предлагает первую дифференцируемую реализацию²⁰ механизма внимания (англ.: *Attention Layer*) [57]. Структурная схема предложенного слоя сети приведена на рис. 14.

Выход слоя внимания формируется как взвешенное скользящее среднее от выхода рекуррентного слоя:

$$o_k = \sum_{i=0}^{2n} a_i h_{k+(i-n)}, \quad \sum_{i=0}^{2n} a_i \equiv 1,$$
 (11)

где a_i — компоненты вектора обучаемых параметров. Интерпретация выражения (11): при форми-

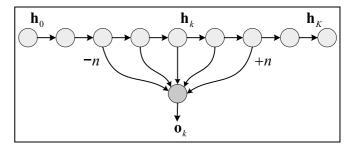


Рис. 14. Схема дифференцируемого слоя внимания

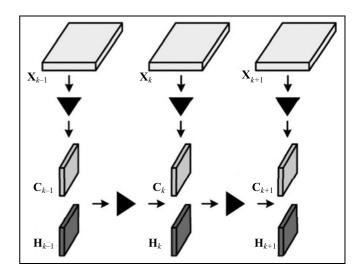


Рис. 15. Схема Convolutional LSTM-сети: треугольник — операция свертки, остальные обозначения аналогичны обозначениям на рис. 13

ровании выхода слоя учитываются настраиваемые локальные во времени структурные связи — так называемый контекст.

Наконец, в 2015 г. выходит работа, которую давно ожидали: С. Ши с коллегами предлагают Convolutional LSTM-сеть [58], предназначенную для обработки пространственно-временных зависимостей. Обобщенная структура данной сети, демонстрирующая идею, приведена на рис. 15. Основное отличие Convolutional LSTM-сети от обычной LSTM в том, что ее внутренняя MLP-подобная структура (см. рис. 14) заменена на сверточную.

В работе [58] продемонстрирована высокая эффективность ConvLSTM-сети при обработке данных с погодного радара.

Следом за работой [58] в том же году Н. Кальчбреннер с коллегами предлагают решетчатую LSTM-сеть [59]. Основная идея: расширение LSTM функционала с одной «временной оси» на все N осей входных данных, где $N = \dim \mathbf{X}$.

В конце 2015 г. выходят две работы [60, 61], которые демонстрируют противоречивые результаты применения техники Batch Normalization (8) к се-

 $^{^{20}}$ «Дифференцируемая» здесь означает поддержку нейросетевым слоем режима обучения алгоритмом обратного распространения ошибки.



тям RNN. Так, в работе [60] применение пакетной нормализации фактически никак не повлияло на показатели качества исследуемых рекуррентных нейросетей, но в ряде случаев ускоряло их обучение. В работе [61], напротив, Batch Normalization являлась центральным элементом, применение которого позволило получить рекуррентную нейросеть высокого качества. Такое положение вещей практически моментально привело к появлению альтернативных решений.

Летом 2016 г. Дж. Леи Ба с коллегами предлагают технику *«нормализация слоя»* (англ.: *Layer Normalization*) [62] для применения в RNN вместо пакетной нормализации. Предложенная альтернатива (нормализация слоя) стандартизует каждый сэмпл данных по всем нейронам слоя, в отличие от стандартизации мини-батча в целом, но для каждого нейрона индивидуально (пакетная нормализация). Как показали авторы [62], на их примерах (длинные последовательности и небольшие минибатчи) техника Layer Normalization, относительно альтернатив, существенно положительно влияла на скорость обучения рекуррентных сетей.

Результаты работ [60—62] относятся к задачам обработки текстов рекуррентными нейросетями, а эти задачи имеют одну примечательную особенность: предложения в наборах данных, как правило, имеют существенную вариативность по длине (числу слов, букв).

На протяжении 2016—2019 гг. исследователи в основном экспериментировали с различными вариациями и комбинациями LSTM-сетей и их приложениями к реальным задачам. Но, помимо этого, активно исследовали и механизм внимания как самостоятельную структурную единицу глубоких нейросетей.

Заметим, что многие задачи компьютерной лингвистики (перевод, аннотирование текста, распознавание слитной речи и др.) в указанный период начали решаться в парадигме sequence-to-sequence, т. е. предложение (фрагмент текста) целиком поступает на вход нейросети (например, на английском языке), предложение (фрагмент текста) формируется на ее выходе (к примеру, с переводом на русский). Входная часть нейросети называется энкодер (она обычно реализуется либо сверточными, либо рекуррентными слоями), выходная часть — это декодер (как правило, реализуется рекуррентными слоями). Между этими двумя частями включается слой внимания (11). Это была классическая — достаточно эффективная конструкция²¹.

Но в 2017 г. А. Васвани с коллегами 22 предложили так называемую архитектуру *Transformer* [63] —

целиком и полностью состоящую из слоев иерархически организованных нелинейных банков ячеек внимания 23 (!), названных в оригинальной работе «Multi-head attention». Основная операция $Att(\circ)$ — attention (внимание) выражается в виде:

$$Att(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = SM\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^{T}}{\sqrt{d}}\right)\mathbf{V},$$

где $SM(\circ)$ — функции активации SoftMax(9), d — число столбцов матриц \mathbf{Q} , \mathbf{K} , \mathbf{V} (фактически размерность эмбеддинга (англ.: embeddings) — вложения), \mathbf{Q} — запрос, \mathbf{K} — ключ, \mathbf{V} — значения эмбеддинга (как правило, векторное представление (кодирование) обрабатываемого токена).

Предложенная конструкция существенно улучшила качество машинного перевода²⁴, став ведущей моделью компьютерной лингвистики. Ее развитие и улучшение не заставили себя долго ждать, ибо базовая архитектура обладает существенным недостатком — ограниченная длина операционного контекста (не более нескольких десятков токенов).

Летом 2018 г. М. Дегани с коллегами обобщают архитектуру *Transformer*, включая в ее состав рекуррентные цепочки [64]. Осенью того же года Я. Девлин с коллегами предложили архитектуру BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [65]. Существенное преимущество BERT перед LSTM-сетями — это длина операционного контекста: десятки токенов у LSTM, против двух — трех сотен у BERT.

Наконец, в 2019 г. З. Даи с коллегами предлагают новую архитектуру — так называемый Transformer-XL [66]. Длина генерируемых последовательностей согласованных токенов достигла нескольких тысяч²⁵.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Итак, «естественный отбор» эффективных в прикладном плане архитектур ИНС привел к тому, что к началу 2019 г. мейнстримом в глубоких нейросетях являются всего три качественно различающихся типа слоев:

— *полносвязные* (по типу персептрона Румель-харта);

16

²¹ Весьма схожая по архитектуре с автоэнкодерами [2].

²² Все — сотрудники различных подразделений Google.

²³ В состав сети дополнительно входят аналоги полносвязных слоев, ResNet блоков и функции активации SoftMax и, что примечательно, Layer Normalization [62].

 $^{^{24}}$ На паре «английский \rightarrow немецкий» метрика качества BLEU превысила значение 28, что более чем на два с лишним пункта лучше предыдущего результата (сеть SliceNet /CNN/).

²⁵ Порождается весьма согласованный и достаточно осмысленный текст.



- *сверточные* (со всем многообразием их модификаций);
- рекуррентные (в основном LSTM и GRU [2]). При этом полносвязные слои почти потеряли всякую самостоятельность. Они стоят, как правило, на выходе сети, представляя собой линейный классификатор (регрессор) сепарабельной задачи (см. теорему 1), которую формируют более выразительные (имеющие лучшие обобщающие свойства) сверточные и рекуррентные слои.

Мощность (выразительность, обобщающая способность) сверточных и рекуррентных слоев по большей части объясняется тем, что они, в отличие от полносвязных архитектур, построенных по типу MLP, максимально задействуют при построении информативных признаков явную и/или скрытую структуру данных. Наглядный пример: распознавание изображений, голоса, построение языковых моделей. Примеры 1 и 2, приведенные выше, также демонстрируют этот аспект.

Колоссальная «обобщающая способность» глубоких нейросетей формируется в основном благодаря широкой структурно-статистической вариативности и, как следствие, большому объему обучающих данных. В этом вопросе, к сожалению, прогресс с 1960-х гг. пока весьма слаб [7]. Поэтому такая процедура как *data augmentation* [2], весьма востребована в практике обучения глубоких ИНС.

Еще раз подчеркнем, что все приведенные в настоящем обзоре теоремы формируют строгий математический фундамент теории ИНС — гарантируют решение задачи, но не являются конструктивными: они не дают путей решения задачи. И именно здесь начинается «нейросетевое искусство». Попытки формализовать этот процесс активно предпринимаются в рамках такой научной дисциплины как «Теория статистического обучения», ряд существенных результатов в которой был получен в свое время учеными Института проблем управления РАН В.Н. Вапником и А.Я. Червоненкинсом при разработке ими теории так называемой VC-размерности [67]. Правда, эти результаты к оцениванию характеристик глубоких нейронных сетей имеют очень ограниченную применимость.

Из рассмотренного материала становится отчетливо видно, что успех глубоких ИНС объясняется не только алгоритмическими и математическими прорывами²⁶. Есть еще кое-что.

Экспоненциальный рост вычислительных мощностей (наглядно демонстрируемый сравнением двух вариантов: top-1 суперкомпьютера начала XXI в. и массивно-параллельного ускорителя (GPU) наших дней), обеспечил возможность

Характеристики top-1 суперкомпьютера начала XXI в. и современного массивно-параллельного ускорителя (GPU)

Модель	ASCI White (октябрь 2000 г. — июнь 2002 г.)	GPU NVIDIA V100 (3-й квартал 2017 г.)
Производительность, стоимость Потребляемая мощность, масса	12,3 Тфлопс, 110 млн \$ США 6 МВт, 106 т	15,0 Тфлопс, 1700 \$ США 300 Вт, 370 г

- приемлемой длительности обучения весьма сложных нейросетей (см. таблицу).
- Существенное снижение стоимости хранения цифровых данных и широкое распространение социальных сетей обеспечило экспоненциальный рост размеров датасетов различной природы (текст, фото, видео, звук, музыка и др.), на которых возможно тренировать нейросети.
- С программно-алгоритмическим обеспечением в области Deep Learning сложилась уникальная ситуация, кардинально отличающаяся от принятых «правил игры» в других научно-технических областях: подавляющее большинство библиотек и фреймворков бесплатно; исходный код основных библиотек и фреймворков открыт; обучающие материалы бесплатны и свободно доступны; функционируют широкие и отзывчивые группы поддержки от уровня новичка и до топовой проблематики.

В данном обзоре вне рассмотрения остался ряд важных вопросов, фактически формирующих ключевую проблематику современной теории искусственных нейронных сетей:

- два мощных и современных направления глубоких ИНС: автоэнкодеры осуществляющие сжатие входных данных для представления их в Latent-Space (скрытое пространство признаков и состояний) и GAN Generative Adversarial Network (генеративно-состязательные сети), осуществляющие порождение данных посредством комбинации двух сетей: генератора и дискриминатора (осуществляет оценку правильности генерации). Заинтересованный читатель сможет найти о них подробную информацию в книге [2];
- обработка глубокими нейросетями нерегулярных сложных данных, к примеру, взвешенных графов произвольной структуры;
- обучение сетей, эффективные функции потерь и оптимизаторы (здесь можно порекомендовать читателю достаточно регулярно обновляемый пост С. Рудера [68]);
- машинный синтез эффективных нейроструктур, согласованных с решаемой задачей (в том числе подходы AutoML);
 - интерпретация решений ИНС;

 $^{^{26}}$ Действительно, большинство теоретических результатов получено в конце XX в., а активный научной рост начался постве 2012 г.



— сохранение эффективности нейросети вне домена обучающих данных и защита от имитационных атак (adversarial attack).

ЛИТЕРАТУРА

- Sutton, R.S., Barto, A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: The MIT Press, 1998.
- 2. Бенджио И., Гудфеллоу Я., Курвилль А. Глубокое обучение. М.: ДМК-Пресс, 2018. 652 с. [Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. Cambridge: The MIT Press, 2016.]
- 3. *McCulloch, W., Pitts, W.* A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity // Bull. Math. Biophys. 1943. Vol. 5. P. 115—133.
- Hebb, D. The Organization of Behavior. N.-Y.: John Wiley & Sons, 1949. — 335 p.
- Rosenblatt, F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain // Cornell Aeronautical Laboratory / Psychological Review. 1958. Vol. 65, no. 6. P. 386—408.
- Cover, T. Geometrical and Statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition // IEEE Trans. on Electronic Computers. — 1965. — EC-14. — P. 326—334.
- 7. *Розенблатт* Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга. М.: Мир, 1965. 478 с. [*Rosenblatt, F.* Principles of neurodynamics: perceptrons and the theory of brain mechanisms. Spartan Books, 1962. 616 p.]
- 8. Widrow, B. Pattern Recognition and Adaptive Control // Proc. of the IRE-AIEE Joint Automatic Control Conference. August 1962. P. 19—26.
- 9. *Minsky, M., Papert, S.* Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. Cambridge: The MIT Press, 1969.
- Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition / ed. by D.E. Rumelhart, J.L. Mcclelland. Cambridge: MIT Press, 1986.
- Галушкин А. Синтез многослойных систем распознавания образов. М.: Энергия, 1974. 368 с. [Galushkin, A. Synthesis of multilayer pattern recognition systems. Moscow: Energy, 1974. (In Russian)]
- Werbos, P. Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences / PhD thesis, Harward University, 1974.
- 13. *Барцев С., Охонин В.* Адаптивные сети обработки информации / Препринт № 59Б. Красноярск: Ин-т физики СО АН СССР, 1986. 20 с. [*Bartsev, S., Okhonin, V.* Adaptive Information Processing Networks. Preprint of Biophysics Institute SB AS USSR, Krasnoyarsk, 1986. No. 59 В. 20 р. (In Russian)]
- Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R. Learning Internal Representations by Error Propagation / In: Parallel Distributed Processing. Vol. 1. P. 318—362. Cambridge, MA, MIT Press, 1986.
- Broomhead, D., Lowe, D.I. Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks / Technical report RSRE. — 1988. — No. 4148.
- Cybenko, G. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function // Mathematics of Control Signals and Systems. — 1989. — Vol. 2, no. 4. — P. 303—314.
- 17. *Nielsen, R.* Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // Proc. of the IEEE First Int. Conf. on Neural Networks (San Diego, CA). 1987. Vol. 3. P. 11—13.
- Bridle, J. Probabilistic Interpretation of Feedforward Classification Network Outputs, with Relationships to Statistical Pattern Recognition / In: Neurocomputing. NATO ASI Series (Series F: Computer and Systems Sciences) / F.F. Soulie, J. Herault (eds). Vol. 68. Berlin, Heidelberg: Springer, 1989. P. 227—236.

- Hornik, K. Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks // Neural Networks. 1991. Vol. 4, no. 2. P. 251—257.
- Tiwari, S., Singh, A., Shukla, V. Statistical moments based noise classification using feed forward back propagation neural network // Int. J. of Computer Applications. — 2011. — Vol. 18, no. 2. — P. 36—40.
- Portsev, R., Makarenko, A. Convolutional neural networks for noise signal recognition // IEEE 28th Int. Workshop on MLSP, Aalborg. — 2018. — P. 1—6.
- Hinton, G., Salakhutdinov, R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks // Science. — 2006. — Vol. 313, no. 5786. — P. 504—507.
- Nair, V., Hinton, G. Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines // Proc. of the Int. Conf. on Machine Learning. — 2010. — P. 807—814.
- 24. Glorot, X., Bengio, Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks // Proc. of the Thirteenth Int. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics. — 2010. — Vol. 9. — P. 249—256.
- Lecun, Y., Boser, B., Denker, J., et al. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition // Neural Computation. — 1989. — Vol. 1, no. 4. — P. 541—551.
- 26. Fukushima, K. Neocognitron: A Self-organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position // Biological Cybernetics. 1980. Vol. 36, no. 4. P. 193—202.
- Mozer, M. Early Parallel Processing in Reading: A Connectionist Approach / In: Attention and Performance 12: The Psychology of Reading / M. Coltheart (ed.). — 1987. — P. 83—104.
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition // IEEE Intelligent Signal Processing. — 1998. — P. 306—351.
- 29. Ciresan, D., Meier, U. Gambardella, L., Schmidhuber, J. Deep Big Simple Neural Nets Excel on Handwritten Digit Recognition // ArXiv: 1003.0358.
- Zeiler, M.D., Krishnan, D., Taylor, G.W., Fergus, R. Deconvolutional Networks // Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA, 2010. — P. 2528—2535.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // Proc. of the 25th Int. Conf. NIPS. 2012. Vol. 1. P. 1097—1105.
- Hinton, G., Srivastava, N., Krizhevsky, A., et al. Improving Neural Networks by Preventing Co-adaptation of Feature Detectors // ArXiv: 1207.0580.
- 33. Lin, M., Chen, Q., Yan, S. Network In Network // ArXiv: 1312.4400.
- Simonyan, K., Zisserman, A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition // ArXiv: 1409.1556.
- 35. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., et al. Going Deeper with Convolutions // ArXiv: 1409.4842.
- Sifre, L. Rigid-motion scattering for image classification / Ph.D. Thesis. Ecole Polytechnique, CMAP. Defended October 6th, 2014.
- Long, J., Shelhamer, E., Darrell, T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation // ArXiv: 1411.4038.
- 38. *Dumoulin, V., Visin, F.* A guide to convolution arithmetic for deep learning // ArXiv: 1603.07285. URL: https://github.com/vdumoulin/conv_arithmetic.
- Odena, A., Dumoulin, V., Olah, C. Deconvolution and Checkerboard Artifacts // Distill, 2016. DOI: 10.23915/distill.00003.
- Ioffe, S., Szegedy, C. Batch Normalization: Accelerating Deep Net-work Training by Reducing Internal Covariate Shift // ArXiv: 1502.03167.
- Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // ArXiv: 1505.04597.
- 42. Yu, F., Koltun, V. Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolutions // ArXiv: 1511.07122.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. Deep Residual Learning for Image Recognition // ArXiv: 1512.03385.



- 44. Khan, H, Yener, B. Learning Filter Widths of Spectral Decompositions with Wavelets // Proc. of the NIPS Conf. 2018. P. 4601—4612.
- 45. Fujieda, S., Takayama, K., Hachisuka, T. Wavelet Convolutional Neural Networks // ArXiv: 1805.08620.
- Liu, P., Zhang, H., Lian, W., Zuo, W. Multi-level Wavelet Convolutional Neural Networks // ArXiv: 1907.03128.
- 47. *Makarenko, A.* Deep Learning Algorithms for Signal Recognition in Long Perimeter Monitoring Distributed Fiber Optic Sensors // IEEE 26th Int. Workshop on MLSP. 2016. Vietri sul Mare, IIASS. P. 1—6.
- 48. *Makarenko*, *A.V.* Deep Learning Algorithms for Estimating Lyapunov Exponents from Observed Time Series in Discrete Dynamic Systems // Proc. of the STAB Conf. 2018. P. 1—4.
- Elman, J. Finding Structure in Time // Cognitive Science. -1990. — Vol. 14, no. 2. — P. 179—211.
- Siegelmann, H., Sontag, E. Turing computability with neural nets // Appl. Math. Lett. — 1991. — Vol. 4, no. 6. — P. 77—80.
- Funahashi, K., Nakamura, Y. Approximation of Dynamical Systems by Continuous Time Recurrent Neural Networks // Neural Networks. — 1993. — Vol. 6, no. 6. — P. 801—806.
- Jordan, M. Serial Order: A Parallel Distributed Processing Approach // Advances in Psychology. 1997. No. 121. P. 471—495.
- Hochreiter, S., Schmidhuber, J. Long-Short Term Memory // Neural Computation. — 1997. — Vol. 9, no. 8. — P. 1735—1780.
- 54. *Chow, T., Li, X.* Modeling of Continuous Time Dynamical Systems with Input by Recurrent Neural Networks // IEEE Trans. on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications. 2000. Vol. 47, no. 4. P. 575—578.
- Morin, F., Bengio, Y. Hierarchical Probabilistic Neural Network Language Model // Proc. of AISTATS — 2005. — P. 246—252.
- Graves, A., Schmidhuber, J. Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM Networks // Int. Joint Conf. on Neural Networks. — 2005. — P. 2047—2052.
- 57. Graves, A. Generating Sequences With Recurrent Neural Networks // ArXiv: 1308.0850.
- Shi, X., Chen, Z., Wang, H., et al. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting // ArXiv: 1506.04214.

- Kalchbrenner, N., Danihelka, I., Graves, A. Grid Long Short-Term Memory // ArXiv: 1507.01526.
- Laurent, C., Pereyra, G., Brakel, P., et al. Batch Normalized Recurrent Neural Networks // ArXiv: 1510.01378.
- Amodei, D., Anubhai, R., Battenberg, E., et al. Deep Speech 2: End-to-End Speech Recognition in English and Mandarin // ArXiv: 1512.02595.
- 62. Lei Ba, J., Kiros, J.R., Hinton, G.E. Layer Normalization // ArXiv: 1607.06450.
- 63. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. Attention is All You Need // ArXiv: 1706.03762.
- 64. Dehghani, M., Gouws, S., Vinyals, O., et al. Universal Transformers // ArXiv: 1807.03819.
- Devlin, J., Chang, M.W., Lee, K., Toutanova, K. BERT: Pretraining of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // ArXiv: 1810.04805.
- Dai, Z., Yang, Z., Yang, Y., et al. Transformer-XL: Attentive Language Models Beyond a Fixed-Length Context // ArXiv: 1901.02860.
- 67. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. О равномерной сходимости частот появления событий к их вероятностям // Теория вероятностей и ее применение. 1971. Т. 16, вып. 2. С. 264—279. [Vapnik, V.N., Chervonenkis, A.Ya. On the Uniform Convergence of Relative Frequencies of Events to Their Probabilities // Theory of Probability & Its Applications. 1971. Vol. 16, iss. 2. P. 264—280. (In Russian)]
- Ruder, S. An Overview of Gradient Descent Optimization Algorithms. URL: https://ruder.io/optimizing-gradient-descent.

Статья представлена к публикации членом редколлегии чл.-корр. РАН Д.А. Новиковым.

Поступила в редакцию 17.12.2019, после доработки 25.12.2019. Принята к публикации 25.12.2019.

Макаренко Андрей Викторович — канд. техн. наук,

⊠ avm.work@mail.ru,

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

DEEP NEURAL NETWORKS: ORIGINS, DEVELOPMENT, CURRENT STATUS

A.V. Makarenko

The article covers the development of neural networks, from their origin in the form of the Mc-Culloch—Pitts neuron to modern deep architectures. Major «neural network crises» are listed together with reasons that led to these crises. The main attention is paid to neural architectures that are trained with supervision learning using labeled datasets. References are given to original publications and mathematical theorems that lay the theoretical foundation for artificial neural networks. An analysis was carried out of the challenges in building effective deep neural architectures, ways to address these challenges are considered, success factors are identified. Main layers are listed for convolutional and recurrent neural networks, as well as their architectural combinations. Examples are given with references to demonstrate that deep neural networks are effective not only in applications with distinct structural patterns in the data (images, voice, music, etc.) but also applications with signals of stochastic/chaotic nature. A major direction of convolutional network development is identified too, which is the implementation of trainable integral transforms into the layers. A basic overview is provided for the modern Transformer architecture, which has become mainstream for sequence processing tasks (including tasks of computational linguistics). A scope of key goals and objectives is defined for the current theory of artificial neural networks.

Keywords: deep learning, convolutional neural networks, recurrent neural networks.

УДК 629.7.05

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.2

ЧАСТОТНЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА УСТОЙЧИВОСТИ САМОЛЕТА С МНОГОСВЯЗНОЙ СИСТЕМОЙ УПРАВЛЕНИЯ

С.Г. Баженов, А.Н. Козяйчев, В.С. Королев

Аннотация. В рамках частотного подхода рассмотрены методы исследования устойчивости многосвязных систем. Методы предусматривают: размыкание системы по одному контуру при замкнутых остальных и расчет передаточной функции разомкнутой системы; размыкание системы по всем сигналам выбранного сечения и решение уравнения потери устойчивости; определение собственных значений матрицы передаточных функций разомкнутой системы. Показано, что суть рассмотренных методов сводится к уравнению потери устойчивости, тем самым доказана их эквивалентность для расчета областей устойчивости. Применение методов продемонстрировано при расчете областей устойчивости магистрального самолета с комплексной системой управления в боковом канале, где в качестве органов управления служат элероны и руль направления и реализованы интегральные алгоритмы. Выявлена нелинейная зависимость передаточных функций, определяющих устойчивость замкнутой системы от коэффициентов усиления алгоритмов управления, что вносит неопределенность в понятия запасов по амплитуде и фазе для многосвязных систем.

Ключевые слова: многосвязная система, передаточная функция, разомкнутая система, матрица передаточных функций, область устойчивости, самолет, комплексная система управления.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время управление самолетами осуществляется с помощью цифровых бортовых вычислительных машин (БЦВМ). Внедрение БЦВМ позволило значительно расширить объем функций управления, реализуемых комплексной системой управления (КСУ), включая обеспечение оптимальных характеристик управляемости, ограничение предельных значений параметров полета и др. При этом используется много органов управления (руль высоты, стабилизатор, элероны, руль направления, интерцепторы), которые, кроме того, могут быть секционированы. Это делает систему «самолет — КСУ» многосвязной, оценка устойчивости которой вызывает определенные сложности. Характерным примером такого случая является анализ устойчивости самолета с КСУ в боковом канале, обеспечивающем управление по крену и курсу. Существует много различных методов анализа устойчивости многосвязных систем [1-7]. Это и модификации традиционных операторных методов, имеющие большое практическое значение, метод пространства состояний, применение которого затруднено высокой размерностью матрицы перехода [2-4], современные методы, основанные на функциональных нормах H_2 и H_∞ [4]. Для практики наибольший интерес представляют модификации традиционных методов, поскольку при этом сохраняется принятый в инженерной среде подход к исследованиям с помощью передаточных функций, частотных характеристик и запасов устойчивости. С другой стороны, необходимо знать границы применимости этих методов и понимать физический смысл полученных результатов, что и является целью данной работы.



1. ЧАСТОТНЫЕ МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ МНОГОСВЯЗНЫХ СИСТЕМ

Рассмотрим различные методы исследования устойчивости на примере динамики самолета в боковом канале с КСУ, формирующей управляющие сигналы на элероны и руль направления с помощью сигналов обратной связи по углу скольжения, угловым скоростям крена и рыскания и углу крена, которые образуют фазовый вектор $\mathbf{y} = [\beta, \omega_x, \omega_y, \gamma]^T$, и вектор управляющих воздействий $\mathbf{u} = [\delta_3, \delta_{\rm H}]^T$, где β и γ — углы скольжения и крена, ω_x и ω_y — угловые скорости крена и рыскания, δ_3 и δ_3 н — отклонения элеронов и руля направления.

В этом случае система операторных уравнений, описывающая динамику самолета, имеет вид:

$$y = \begin{bmatrix} \beta \\ \omega_{y} \\ \omega_{x} \\ \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{(\beta/\delta_{H})}(s) & W_{(\beta/\delta_{9})}(s) \\ W_{(\omega_{y}/\delta_{H})}(s) & W_{(\omega_{y}/\delta_{9})}(s) \\ W_{(\omega_{x}/\delta_{H})}(s) & W_{(\omega_{x}/\delta_{9})}(s) \\ W_{(\gamma/\delta_{H})}(s) & W_{(\gamma/\delta_{9})}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_{H} \\ \delta_{9} \end{bmatrix} = \mathbf{W}\mathbf{u}, \quad (1)$$

где $W_{(y_j/\delta_i)}(s)$ — передаточная функция между узлами графа, соответствующим сигналам управления δ_i и сигналам вектора состояния y_i .

Комплексная система управления описывается системой операторных уравнений:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \delta_{\mathrm{H}} \\ \delta_{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\beta)}(s) & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{y})}(s) & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{x})}(s) & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\gamma)}(s) \\ D_{(\delta_{3}/\beta)}(s) & D_{(\delta_{3}/\omega_{y})}(s) & D_{(\delta_{3}/\omega_{x})}(s) & D_{(\delta_{3}/\gamma)}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ \omega_{y} \\ \alpha_{x} \\ \gamma \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D_{(\delta_{\mathrm{H}}/X_{\mathrm{H}})}(s) & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/X_{3})}(s) \\ D_{(\delta_{3}/X_{\mathrm{H}})}(s) & D_{(\delta_{3}/X_{3})}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{\mathrm{H}} \\ X_{3} \end{bmatrix} = \mathbf{D}\mathbf{y} + \mathbf{D}^{X}\mathbf{X}, \quad (2)$$

где $D_{(\delta_i/y_j)}$ — передаточная функция от сигнала вектора состояния y_j до сигнала $\delta_i, X_{\mathfrak{g}}$ и $X_{\mathfrak{h}}$ — сигналы от летчика на отклонение элеронов и руля направления.

Аргументом функции $D_{(\delta_i/\nu_j)}$ в случае непрерывной системы является переменная s преобразования Лапласа. Далее этот аргумент будет опущен. В случае дискретной системы управления — переменная $z=e^{sT_0}$ дискретного преобразования Лап-

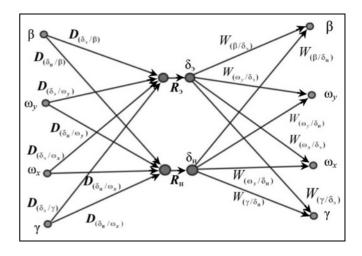


Рис. 1. Граф замкнутой системы «самолет — КСУ»

ласа [1—4]. Граф замкнутой системы «самолет — КСУ» приведен на рис. 1. Параметры $R_{_{3}}$ и $R_{_{H}}$ представляют собой общие коэффициенты усиления в каналах элеронов и руля высоты. Их изменение касается всех контуров управления, где задействованы эти органы управления, поэтому их удобно применять в качестве осей областей устойчивости. Для анализа устойчивости необходимы только сигналы обратной связи, сигналы $X_{_{3}}$ и $X_{_{H}}$ в выражении (2) можно опустить. Устойчивость можно анализировать различными путями.

Наиболее распространены следующие методы:

- размыкание замкнутой системы по одному из управляющих сигналов при замкнутом контуре второго сигнала, после чего применяется традиционный метод;
- размыкание системы по всем сигналам выбранного сечения (управляющие сигналы **u**, вектор пространства состояний **y**); после этого составляется матричное уравнение границы устойчивости в операторной форме и определяется его решение;
- размыкание системы по всем сигналам выбранного сечения (управляющие сигналы **u**, вектор пространства состояний **y**); после этого анализируются собственные значения и вектора матрицы передаточных функций разомкнутой системы.

Оценим достоинства и недостатки каждого из этих методов и рассмотрим, как согласуются результаты, полученные с их помощью.

1.1. Анализ устойчивости при размыкании системы по набору сигналов

Рассмотрим, каким образом анализируется устойчивость при размыкании системы по всем управляющим сигналам. Получим выражение для передаточной функции, определяющей устойчивость замкнутой системы. Подставляя из уравнения (1) в уравнение (2) выражение для вектора состояния



 $y = [\beta, \omega_x, \omega_y, \gamma]^T$ и опуская сигналы $X_{_{\rm H}}$ и $X_{_{2}}$, получим уравнение состояния:

$$\begin{split} \mathbf{u} &= \begin{bmatrix} \delta_{\mathrm{H}} \\ \delta_{\mathrm{g}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\beta)} & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{y})} & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{x})} & D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\gamma)} \\ D_{(\delta_{\mathrm{g}}/\beta)} & D_{(\delta_{\mathrm{g}}/\omega_{y})} & D_{(\delta_{\mathrm{g}}/\omega_{x})} & D_{(\delta_{\mathrm{g}}/\gamma)} \end{bmatrix} \times \\ &\times \begin{bmatrix} W_{(\beta/\delta_{\mathrm{H}})} & W_{(\beta/\delta_{\mathrm{g}})} \\ W_{(\omega_{y}/\delta_{\mathrm{H}})} & W_{(\omega_{y}/\delta_{\mathrm{g}})} \\ W_{(\omega_{x}/\delta_{\mathrm{H}})} & W_{(\omega_{y}/\delta_{\mathrm{g}})} \\ W_{(\gamma/\delta_{\mathrm{H}})} & W_{(\gamma/\delta_{\mathrm{g}})} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_{\mathrm{H}} \\ \delta_{\mathrm{g}} \end{bmatrix} = \mathbf{DWu} = \mathbf{W}^{\mathbf{u}} \mathbf{u}, \end{split}$$

где $W^u_{ij} = \sum_{k=1}^4 D_{ik} W_{kj}$ — элементы матрицы $\mathbf{W^u}$ передаточных функций системы, разомкнутой по управляющим сигналам $\mathbf{u} = \left[\delta_{9}, \, \delta_{\mathrm{H}}\right]^T$.

Уравнение для определения границы устойчивости:

$$\det(\mathbf{E} - \mathbf{W}^{\mathbf{u}}) = 0 \tag{3}$$

или в развернутом виде:

$$\det\begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} - W_{12}^{u} \\ -W_{21}^{u} & 1 - W_{22}^{u} \end{bmatrix} =$$

$$= 1 - W_{11}^{u} - W_{22}^{u} - W_{11}^{u} W_{22}^{u} - W_{12}^{u} W_{21}^{u} = 0. (4)$$

Рассмотрим свойства уравнения (4).

- Уравнение носит нелинейный характер, что может оказать влияние на оценку запасов устойчивости по амплитуде и фазе. В частности, если топология контуров системы управления такова, что один и тот же коэффициент усиления присутствует в передаточных функциях W_{11}^u и W_{22}^u или W_{12}^u и W_{21}^u , то в уравнении (4) будет присутствовать квадрат этого коэффициента, что не позволяет применять обычный метод оценки запасов по амплитуде и фазе. Если одно и то же звено чистого запаздывания $e^{-s\tau}$ присутствует одновременно в упомянутых передаточных функциях, то в уравнении (4) будет присутствовать звено $e^{-2s\tau}$, что тоже искажает оценку запаса устойчивости.
- В случае, если $W_{12}^u = 0$ или $W_{21}^u = 0$, система распадается на две независимые подсистемы и уравнение (4) принимает вид: $1 W_{11}^u W_{22}^u + W_{11}^u W_{22}^u = (1 W_{11}^u)(1 W_{22}^u) = 0$, и устой-

чивость подсистем можно анализировать традиционным методом, решая уравнения

$$1 - W_{11}^u = 0, \quad 1 - W_{22}^u = 0.$$
 (5)

В предлагаемом методе к исследованию многосвязных систем управления вводится понятие передаточной функции, определяющей устойчивость замкнутой системы. Уравнение (3) может быть записано в форме:

$$W_{\mathbf{p},c}(s) = 1 - \det(\mathbf{E} - \mathbf{W}^{\mathbf{u}}) = 1, \tag{6}$$

где $W_{\rm p.c}(s)$ — передаточная функция, определяющая устойчивость замкнутой системы, которая является аналогом передаточной функцией разом-кнутой системы для одноконтурного случая. Для двумерного случая выражение этой передаточной функции принимает вид:

$$W_{\text{p.c}} = 1 - \det \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} \\ -W_{21}^{u} & 1 - W_{22}^{u} \end{bmatrix} =$$

$$= W_{11}^{u} + W_{22}^{u} - W_{11}^{u} W_{22}^{u} + W_{12}^{u} W_{21}^{u}$$

Как уже отмечалось, уравнение потери устойчивости нелинейное, так как содержит слагаемые $W_{11}^u W_{22}^u$ и $W_{12}^u W_{21}^u$. На рис. 2 приведен пример прохождения сигналов, соответствующих нелинейной части передаточной функции. В частности, выражение для передаточной функции разомкнутой системы содержит слагаемое:

$$\begin{split} W_{12}^{u} \ W_{21}^{u} &= (D_{(\delta_{9}/\beta)} W_{(\beta/\delta_{\mathrm{H}})} + D_{(\delta_{9}/\omega_{y})} W_{(\omega_{y}/\delta_{\mathrm{H}})} + \\ &+ D_{(\delta_{9}/\omega_{x})} W_{(\omega_{x}/\delta_{\mathrm{H}})} + D_{(\delta_{9}/\gamma)} W_{(\gamma/\delta_{\mathrm{H}})}) (D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\beta)} W_{(\beta/\delta_{9})} + \\ &+ D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{v})} W_{(\omega_{v}/\delta_{9})} + D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\omega_{x})} W_{(\omega_{x}/\delta_{9})} + D_{(\delta_{\mathrm{H}}/\gamma)} W_{(\gamma/\delta_{9})}). \end{split}$$

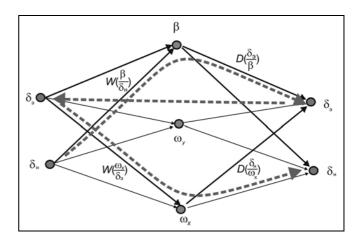


Рис. 2. Пример прохождения сигналов, соответствующий слагаемому нелинейной части передаточной функции



В него в числе прочих входит выражение: $D_{(\delta_{\rm H}/\beta)}$ $W_{(\beta/\delta_3)}$ $D_{(\delta_3/\omega_\chi)}$ $W_{(\omega_\chi/\delta_{\rm H})}$, которому соответствует приведенный на рис. 2 граф. Недостаток рассматриваемого метода состоит в неопределенности физического смысла полученной частотной характеристики. Если нарисовать частотную характеристику передаточной функции (6), то понять ее физический смысл достаточно сложно. Можно лишь определить наличие или отсутствие устойчивости замкнутой системы. Даже оценить запасы по амплитуде и фазе проблематично вследствие нелинейной зависимости (6) от параметров системы управления.

1.2. Анализ устойчивости при размыкании системы по одному сигналу сечения

В инженерной практике традиционным методом анализа устойчивости в случае использования нескольких органов управления является размыкание системы по одному органу управления при замкнутых каналах других органов и вычисление передаточной функции разомкнутой системы. После этого по частотной характеристике разомкнутой системы оцениваются запасы устойчивости по амплитуде и фазе, т. е. используется обычный метод оценки устойчивости. Рассмотрим структуру передаточной функции разомкнутой системы в случае размыкания системы по одному управляющему сигналу при замкнутом контуре по другому управляющему сигналу. Для определенности будем считать, что размыкание происходит по сигналу u_2 , тогда как контур, соответствующий сигналу u_1 , замкнут. Для передаточной функции разомкнутой системы можно получить выражение

$$W_{\rm p.c} = W_{22}^u + \frac{W_{12}^u W_{21}^u}{(1 - W_{11}^u)}.$$
 (7)

Для границы устойчивости имеем уравнение $W_{\rm p,c}=1.$ Учитывая формулу (7), можно получить:

$$1 - W_{11}^u - W_{22}^u + W_{11}^u W_{22}^u - W_{12}^u W_{21}^u = 0. (8)$$

Видно, что выражения (4) и (8) идентичны. Аналогичный результат получается при размыкании системы по сигналу u_1 . Таким образом, метод, использующий поканальное размыкание многосвязной системы при замкнутых остальных контурах, позволяет корректно оценивать устойчивость замкнутой системы.

Обобщим данный результат на случай произвольной размерности. Пусть самолет с системой управления описывается системой уравнений

$$\begin{bmatrix} u_{1} \\ \dots \\ u_{n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{11}^{u} & W_{12}^{u} & \dots & W_{1n}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{n1}^{u} & W_{n2}^{u} & \dots & W_{nn}^{u} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1} \\ \dots \\ u_{n} \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} W_{1}^{X_{1}} & \dots & W_{1}^{X_{m}} \\ \dots & \dots & \dots \\ W_{n}^{X_{1}} & \dots & W_{n}^{X_{m}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{1} \\ \dots \\ X_{m} \end{bmatrix}.$$

Уравнение границы устойчивости:

$$\det\begin{bmatrix} 1 - W_{11}^u - W_{12}^u & \dots & -W_{1n}^u \\ \dots & \dots & \dots \\ -W_{n1}^u & -W_{n2}^u & \dots & 1 - W_{nn}^u \end{bmatrix} = 0.$$

При размыкании системы по сигналу u_n при замкнутых остальных контурах

$$\begin{bmatrix} u_{1} \\ \dots \\ u_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{11}^{u} & W_{12}^{u} & \dots & W_{1, n-1}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{n-1, 1}^{u} & W_{n-1, 2}^{u} & \dots & W_{n-1, n-1}^{u} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1} \\ \dots \\ u_{n-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} W_{1n}^{u} \\ \dots \\ W_{n-1, n}^{u} \end{bmatrix} u_{n}^{*},$$
(9)

$$u_{n} = [W_{n,1}^{u} \dots W_{n,n-1}^{u}] \begin{bmatrix} u_{1} \\ \dots \\ u_{n-1} \end{bmatrix} + W_{n,n}^{u} u_{n}^{*}. \quad (10)$$

Из уравнения (9) получаем:

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ \dots \\ u_{n-1} \end{bmatrix} = \\ = \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^u & -W_{12}^u & \dots & -W_{1,\,n-1}^u \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -W_{n-1,\,1}^u - W_{n-1,\,2}^u & \dots & 1 - W_{n-1,\,n-1}^u \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} W_{1n}^u \\ \dots \\ W_{n-1,\,n}^u \end{bmatrix} u_n^*. \\$$
 Подставляя в уравнение (10), получаем:

$$u_{n} = \begin{bmatrix} W_{n,1}^{u} & \dots & W_{n,n-1}^{u} \end{bmatrix} \times \\ \times \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} & \dots & -W_{1,n-1}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -W_{n-1,1}^{u} -W_{n-1,2}^{u} & \dots & 1 -W_{n-1,n-1}^{u} \end{bmatrix}^{-1} \times \\ \times \begin{bmatrix} W_{1n}^{u} \\ \dots \\ W_{n-1,n}^{u} \end{bmatrix} u_{n}^{*} + W_{n,n}^{u} u_{n}^{*}.$$



Таким образом, условие нахождения на границе устойчивости:

$$W_{p,c} = \begin{bmatrix} W_{n,1}^{u} & \dots & W_{n,n-1}^{u} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} & \dots & -W_{1,n-1}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -W_{n-1,1}^{u} - W_{n-1,2}^{u} & \dots & 1 - W_{n-1,n-1}^{u} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} W_{1n}^{u} \\ \dots \\ W_{n-1,n}^{u} \end{bmatrix} + W_{n,n}^{u} = 1.$$

$$(11)$$

Покажем, что выражения (3) и (11) эквивалентны. Равенство нулю определителя в выражениях (3) и (4) свидетельствует о том, что строки матрицы $\mathbf{E} - \mathbf{W}^{\mathbf{u}}$ линейно зависимы. Поскольку в выражении (11) присутствует обратная матрица алгебраического дополнения элемента W_{nn}^{u} , считаем, что она существует, т. е. первые n-1 строк матрицы $\mathbf{E} - \mathbf{W}^{\mathbf{u}}$ линейно независимые. В этом случае n-я строка линейно зависима от остальных строк, т. е.:

$$[-W_{n,1}^{u} \dots -W_{n,n-1}^{u}, 1 - W_{n,n}^{u}] =$$

$$= [c_{1} \dots c_{n-1}] \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} & \dots & -W_{1,n}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -W_{n-1,1}^{u} - W_{n-1,2}^{u} & \dots & 1 - W_{n-1,n}^{u} \end{bmatrix}.$$

Для определения коэффициентов $c_1, ..., c_{n-1}$ рассмотрим первые n-1 столбцов. Можно получить

$$\begin{split} [c_1 \ ... \ c_{n-1}] &= [-W^u_{n,\,1} \ ... - W^u_{n,\,n-1}] \times \\ &\times \begin{bmatrix} 1 - W^u_{11} & -W^u_{12} & ... & -W^u_{1,\,n-1} \\ ... & ... & ... & ... \\ -W^u_{n-1,\,1} - W^u_{n-1,\,2} \ ... \ 1 - W^u_{n-1,\,n-1} \end{bmatrix}^{-1} . \end{aligned}$$

Линейная зависимость должна выполняться и для n-го столбца, т. е.:

$$1 - W_{n,n}^{u} = [c_{1} \dots c_{n-1}] \begin{bmatrix} -W_{1n}^{u} \\ \dots \\ -W_{n-1,n}^{u} \end{bmatrix}.$$

Подставляя сюда выражение для коэффициентов $c_1, ..., c_{n-1},$ получаем:

$$1 - W_{n,n}^{u} = [W_{n,1}^{u} \dots - W_{n,n-1}^{u}] \times \begin{bmatrix} 1 - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} & \dots & -W_{1,n-1}^{u} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -W_{n-1,1}^{u} - W_{n-1,2}^{u} \dots & 1 - W_{n-1,n-1}^{u} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} W_{1n}^{u} \\ \dots \\ W_{n-1,n}^{u} \end{bmatrix}. (12)$$

Очевидно, что выражения (11) и (12) эквивалентны. Таким образом, и для случая произвольной размерности системы размыкание по отдельным контурам позволяет корректно определять границу устойчивости замкнутой системы.

1.3. Анализ устойчивости по собственным значениям матрицы передаточных функций разомкнутой системы

Возможен другой подход [1]. Граница устойчивости замкнутой системы определяется выполнением условия (3), т. е. равенством нулю определителя матрицы $\mathbf{E} - \mathbf{W}^{\mathbf{u}}(s)$, что происходит в случае равенства нулю одного или нескольких собственных значений этой матрицы, или, что то же, в случае равенства единице одного или нескольких собственных значений матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}(s)$. Таким образом, рассчитав собственные значения $\lambda_i(s)$, i=1,...,N, матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}(s)$ и построив соответствующие частотные характеристики $\lambda_i(\omega)$, можно судить об устойчивости замкнутой системы. Найденные собственные значения можно назвать частотными характеристиками контуров, составляющих многосвязную систему,

$$W_i(\omega) = \lambda_i(\omega), \quad i = 1, ..., N.$$
 (13)

Определив эти характеристики, можно оценить устойчивость многосвязной системы в целом, а также выделить контур, в котором система теряет устойчивость. Чтобы определить собственные значения матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}(s)$, необходимо решить уравнение

$$\det\begin{bmatrix} \lambda - W_{11}^{u} & -W_{12}^{u} \\ -W_{21}^{u} & \lambda - W_{22}^{u} \end{bmatrix} = \lambda^{2} - \lambda(W_{11}^{u} + W_{22}^{u}) + W_{11}^{u} W_{22}^{u} - W_{12}^{u} W_{21}^{u} = 0.$$

В случае равенства единице собственного значения λ получаем уравнение:

$$1 - W_{11}^{u} - W_{22}^{u} + W_{11}^{u} W_{22}^{u} - W_{12}^{u} W_{21}^{u} = 0,$$

которое совпадает с выражением (4).

Для случая системы, где одна из перекрестных связей нулевая ($W_{12}^u=0$ или $W_{21}^u=0$) имеем собственные значения матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}(s)$ $\lambda_1=W_{11}^u$, $\lambda_2=W_{22}^u$ и условия границы устойчивости $W_{11}^u=1$, $W_{22}^u=1$, которые совпадают с условиями (5).



Еще одним важным и интересным вопросом является выбор сечения в графе прохождения сигналов, по которому производится размыкание системы. В самом деле, размыкание может быть проведено не только по сигналам вектора управления $\mathbf{u} = [\delta_{9}, \delta_{\rm H}]^T$, но и по вектору состояния $\mathbf{y} = [\beta, \omega_{\chi}, \omega_{\gamma}, \gamma]^T$. Имеем уравнение состояния:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{D}\mathbf{y} + \mathbf{W}^{\mathbf{X}}\mathbf{X} = \mathbf{W}^{\mathbf{y}}\mathbf{y} + \mathbf{W}^{\mathbf{X}}\mathbf{X}.$$

Устойчивость замкнутой системы определяется свойствами матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$. Очевидно, что результаты, полученные при анализе устойчивости с помощью матриц $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}$ и $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$, должны совпадать, так как анализируется одна и та же система. Проанализируем собственные значения матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$ и сравним их с собственными значениями матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}$.

Для матриц $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}$ и $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$ справедливы выражения

$$\mathbf{W}^{\mathbf{u}} = \mathbf{D}\mathbf{W}, \quad \dim \mathbf{W}^{\mathbf{u}} = [2 \times 2],$$

$$\mathbf{W}^y = \mathbf{W}\mathbf{D}$$
, $\dim \mathbf{W}^y = [4 \times 4]$.

Матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}$ и $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$ появляются в результате умножения матриц \mathbf{W} размерности [4×2] и \mathbf{D} размерности [2×4]. Очевидно, что строки матрицы \mathbf{W} и столбцы матрицы \mathbf{D} линейно зависимые. Без нарушения общности можно считать, что первые две строки матрицы \mathbf{W} базисные. В этом случае матрицу \mathbf{W} можно представить в виде:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_1 \\ \mathbf{W}_2 \\ c_{31}\mathbf{W}_1 + c_{32}\mathbf{W}_2 \\ c_{41}\mathbf{W}_1 + c_{42}\mathbf{W}_2 \end{bmatrix}.$$

Матрицу **D** представим в виде

$$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1^T \ \mathbf{D}_2^T \ \mathbf{D}_3^T \ \mathbf{D}_4^T].$$

Матрица W^y принимает вид:

Видно, что 3-я и 4-я строки являются линейной комбинацией двух первых строк, т. е. ранг матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$ равен или меньше двух. Поэтому, по меньшей мере, два собственных значения матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{y}}$ равны нулю. Определим значения оставшихся двух собственных значений. Пусть λ_i и \mathbf{v}_i — собственное значение и собственный вектор матрицы $\mathbf{W}^{\mathbf{u}}$, т. е.

$$\mathbf{W}^{\mathbf{u}}\mathbf{v}_{i} = \mathbf{D}\mathbf{W}\mathbf{v}_{i} = \lambda_{i}\mathbf{v}_{i}$$

Умножим левую и правую части этого уравнения на матрицу **W**:

$$\mathbf{W}\mathbf{D}\mathbf{W}\mathbf{v}_{i} = \mathbf{W}^{\mathbf{y}}\mathbf{W}\mathbf{v}_{i} = \lambda_{i}\mathbf{W}\mathbf{v}_{i}.$$

Из полученного выражения следует, что λ_i — собственное значение, а $\mathbf{W}\mathbf{v}_i$ — собственный вектор матрицы $\mathbf{W}^\mathbf{y}$. Таким образом, матрица $\mathbf{W}^\mathbf{y}$ имеет собственные значения, совпадающие со всеми собственными значениями матрицы $\mathbf{W}^\mathbf{u}$, а оставшиеся собственные значения равны нулю. Значит, методы анализа устойчивости системы при размыкании по вектору состояния и по управляющим сигналам эквивалентны.

2. РАСЧЕТ ОБЛАСТЕЙ УСТОЙЧИВОСТИ МАГИСТРАЛЬНОГО САМОЛЕТА С КОМПЛЕКСКОЙ СИСТЕМОЙ УПРАВЛЕНИЯ

Применим описанные методы анализа многосвязных систем при расчете областей устойчивости современного магистрального самолета с КСУ в боковом канале [8, 9]. Рассматриваемый самолет представляет собой моноплан, выполненный по нормальной аэродинамической схеме со стреловидным крылом, палубным горизонтальным оперением и однокилевым вертикальным оперением. Самолет управляется элеронами, рулем высоты и рулем направления. Во всех каналах управления (продольном, путевом и поперечном) применяются интегральные законы управления. В попереч-

$$\mathbf{W}^{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} (\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{1}^{T}) & \mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{2}^{T} & \mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{3}^{T} & \mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{4}^{T} \\ \mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{1}^{T} & \mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{2}^{T} & \mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{3}^{T} & \mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{4}^{T} \\ c_{31}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{1}^{T} + c_{32}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{1}^{T} & c_{31}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{2}^{T} + c_{32}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{2}^{T} & c_{31}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{3}^{T} + c_{32}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{3}^{T} & c_{31}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{4}^{T} + c_{32}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{4}^{T} \\ c_{41}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{1}^{T} + c_{42}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{1}^{T} & c_{41}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{2}^{T} + c_{42}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{2}^{T} & c_{41}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{3}^{T} + c_{42}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{3}^{T} & c_{41}\mathbf{W}_{1}\mathbf{D}_{4}^{T} + c_{42}\mathbf{W}_{2}\mathbf{D}_{4}^{T} \end{bmatrix}.$$



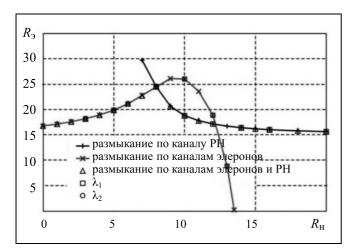


Рис. 3. Области устойчивости, рассчитанные разными методами: PH — руль направления

ном канале применяется интегральный закон управления угловой скоростью крена [8, 9] в виде

$$\begin{split} \delta_{\Im} &= K_{\mathrm{Y}}^{\omega_{x}} \omega_{x\,3} + K_{\Pi}^{\omega_{x}} \left(\omega_{x} - \frac{\omega_{x\,3}}{T_{\Phi}^{\omega_{x\,3}} s + 1} \right) + \\ &+ \frac{K_{\mathrm{H}}^{\omega_{x}}}{s} \left(\omega_{x} - \frac{\omega_{x\,3}}{T_{\Phi}^{\omega_{x\,3}} s + 1} \right), \end{split}$$

где ω_{x_3} и ω_x — заданная и текущая угловые скорости крена, $K_{\rm Y}^{\omega_x}$, $K_{\Pi}^{\omega_x}$, $K_{\rm W}^{\omega_x}$, $T_{\Phi}^{\omega_{x_3}}$ — параметры закона управления угловой скоростью крена.

В путевом канале применяется интегральный закон управления углом скольжения, при котором перемещению педалей соответствует заданный угол скольжения [6, 8, 9]:

$$\begin{split} \boldsymbol{\delta}_{\mathrm{H}} &= \, \boldsymbol{K}_{\mathrm{Y}}^{\beta} \, \boldsymbol{\beta}_{\mathrm{3}} + \, \boldsymbol{K}_{\Pi}^{\beta} \left(\boldsymbol{\beta} - \frac{\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{3}}}{T_{\Phi}^{\beta} s + 1} \right) + \\ &+ \, \boldsymbol{K}_{\Pi}^{\beta} \, \dot{\boldsymbol{\beta}} \, + \, \frac{\boldsymbol{K}_{\mathrm{M}}^{\beta}}{s} \left(\boldsymbol{\beta} - \frac{\boldsymbol{\beta}_{\mathrm{3}}}{T_{\Phi}^{\beta} s + 1} \right), \end{split}$$

где β_3 и β — заданный и текущий углы скольжения, $K_{\rm Y}^{\beta}$, $K_{\rm \Pi}^{\beta}$, $K_{\rm H}^{\beta}$, $K_{\rm H}^{\beta}$, $K_{\rm H}^{\beta}$, $T_{\rm \Phi}^{\beta}$ — параметры закона управления углом скольжения.

На рис. 3 приведены границы устойчивости замкнутой системы «самолет — КСУ», граф которой приведен на рис. 1. В качестве осей приняты коэффициенты усиления в каналах руля направления и элеронов (см. рис. 1). Система устойчива при значениях коэффициентов ниже граничных

(в области под кривыми). При расчете областей устойчивости использовались:

- передаточная функция системы, разомкнутой по каналу руля направления, но замкнутой по каналам элеронов см. выражение (7);
- передаточная функция системы, разомкнутой по каналам элеронов, но замкнутой по каналу руля направления см. выражение (7);
- передаточная функция, определяющая устойчивость замкнутой системы см. выражение (6);
- собственные значения матрицы передаточных функций разомкнутой системы см. выражение (13) и соответствующие частотные характеристики.

Видно, что области устойчивости, рассчитанные с помощью разных методов, совпадают.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены модификации традиционных операторных методов применительно к исследованию устойчивости многосвязных систем. Показано, что рассмотренные методы оценки устойчивости дают одинаковые области устойчивости в пространстве параметров системы управления, но применение таких понятий, как запасы по амплитуде и фазе для анализа многосвязных систем может быть некорректным в связи с нелинейной зависимостью передаточной функции, определяющей устойчивость, от коэффициентов усиления. Анализ устойчивости при размыкании графа системы по сечениям разной размерности приводит к «мнимой» границе устойчивости в силу вырожденности матрицы передаточных функций разомкнутой системы. Применение методов продемонстрировано на примере анализа устойчивости самолета с комплексной системой управления, где в качестве органов управления служат руль направления и элероны.

ЛИТЕРАТУРА

- 1. Алешин Б.С., Баженов С.Г., Диденко Ю.И., Шелюхин Ю.Ф. Системы дистанционного управления магистральных самолетов М.: Наука, 2013. 292 с. [Aleshin, B.S., Bazhenov, S.G., Didenko, Yu.I., Shelyukhin, Yu.F. Sistemy distantsionnogo upravleniya magistral'nykh samoletov. М.: Nauka, 2013. 292 s. (In Russian)]
- 2. Tou, J.T. Modern control theory. N.-Y.: McGraw-Hill, 1964. 427 p.
- 3. *Ким Д.П.* Теория автоматического управления. М.: Физматлит, 2007. Т. 2: Многомерные, нелинейные, оптимальные и адаптивные системы. 440 с. [*Kim, D.P.* Teoriya avtomaticheskogo upravleniya. М.: Fizmatlit, 2007. Т. 2: Mnogomernye, nelineinye, optimal'nye i adaptivnye sistemy. 440 s. (In Russian)]



- Поляк Б.Т., Хлебников М.В., Рапопорт Л.Б. Математическая теория автоматического управления. М.: Ленанд, 2019. 504 с. [Polyak, B.T., Khlebnikov, M.V., Rapoport, L.B. Matematicheskaya teoriya avtomaticheskogo upravleniya. М.: Lenand, 2019. 504 s. (In Russian)]
- Fu Cun Qu. MIMO System Stability Margin and its Flight Test Method. — Advanced Materials Research. — Vol. 562—564. — August 2012. — URL: https://www.scientific.net/AMR.562-564.1468.
- Kim, Y., Seo, G. On stability margin of a LQR-based vehicle network // Proc. of the 30-th Congress ICAS. — Daejeon, Korea. Sept. 25—30, 2016.
- 7. Ильясов Б.Г., Саитова Г.А., Халикова Е.А. Анализ запасов устойчивости гомогенных многосвязных систем управления // Известия РАН. Теория и системы управления. 2009. № 4. С. 4—12. [Il'yasov, B.G., Saitova, G.A., Khalikova, E.A. Analiz zapasov ustoichivosti gomogennykh mnogosvyaznykh sistem upravleniya // Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniea. 2009. No. 4. S. 4—12. (In Russian)]
- 8. Диденко Ю.И., Козяйчев А.Н. Интегральный закон управления угловой скоростью крена и углом крена магистрального самолета // Тез. докл. Девятого междунар. аэрокосмического конгресса IAC'18. Москва, 2018. С. 50, 51. [Didenko, Yu.I., Kozyaichev, A.N. Integral'nyi zakon upravleniya uglovoi skorost'yu krena i uglom krena magistral'nogo samo-

- leta // Tez. dokl. Devyatogo mezhdunar. aehrokosmicheskogo kongressa IAC'18. Moskva, 2018. S. 50, 51. (In Russian)]
- 9. Диденко Ю.И., Козяйчев А.Н. Интегральный закон управления углом скольжения для магистрального самолета // Авиация и космонавтика—2018. Тез. докл. 17-й Междунар. конф. Москва, 2018, С. 27, 28. [Didenko, Yu.I., Kozyaichev, A.N. Integral'nyi zakon upravleniya uglom skol'zheniya dlya magistral'nogo samoleta // Aviatsiya i kosmonavtika—2018. Tez. dokl.17-i Mezhdunar. konf. Moskva, 2018. S. 27, 28. (In Russian)]

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

Поступила в редакцию 18.06.2019. После доработки 6.12.2019, принята к публикации 9.12.2019.

Баженов Сергей Георгиевич — д-р техн. наук, \boxtimes Sergey.bazhenov@tsagi.ru,

Козяйчев Андрей Николаевич — мл. науч. сотрудник,

Королев Владимир Степанович — науч. сотрудник,

Центральный аэрогидродинамический институт им. профессора Н.Е. Жуковского, г. Жуковский.

STABILITY ANALYSIS OF AIRPLANE WITH MIMO CONTROL SYSTEM BASED ON FREQUENCY METHODS

S.G. Bazhenov[#], A.N. Kozyaychev, V.S. Korolyov Central Aerohydrodynamic Institute, Moscow, Russia *
Sergey.bazhenov@tsagi.ru

Abstract. In the framework of frequency analysis various methods of stability analysis of airplane with MIMO control system are considered. They assume that control system is open for selected signal with other loops closed, or that system is open for all signals of selected loops and allow solving stability equation and calculating transfer functions matrix eigenvalues. It is shown that all methods deal with different forms of the same equation, and thus the equivalence of methods considered for calculating closed loop stability domains is proved. The application of methods is demonstrated for calculation of stability domains for airplane equipped with MIMO stability and control augmentation system in lateral motion that uses ailerons and rudder as control surfaces. It is shown that in case of MIMO system open loop transfer function that defines closed loop stability is nonlinear function of control system gains. It introduces uncertainty to concept of amplitude and phase margins.

Keywords: MIMO system, open loop transfer function, transfer functions matrix, stability margins, airliner, stability and control augmentation system.





Не забудьте подписаться!

Если Вы не успели подписаться на журнал **«Проблемы управления»**, то подписку можно оформить через редакцию по льготной цене с любого месяца, при этом почтовые расходы редакция берет на себя. Позвоните по телефону (495) 330-42-66 или обратитесь по электронной почте pu@ipu.ru, и подписка будет оформлена за один день. Отдельные номера редакция высылает по первому требованию.

УДК 517.8

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.3

ИССЛЕДОВАНИЕ НАКОПИТЕЛЬНО-СОРТИРОВОЧНОГО МЕТОДА РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

В.А. Ковешников, А.Я. Мехтиев

Аннотация. Отмечено, что при проектировании сложных систем возрастает актуальность решения задач оптимизации. Однако на практике оптимизация затруднена ввиду отсутствия надежных методов, дающих эффективные решения независимо от особенностей математической модели. Разработка методов, позволяющих решать произвольные задачи параметрической оптимизации, представляет собой сложную задачу. Рассмотрена сущность нового подхода, основанного на эвристиках, эксперименте и предусматривающего применение специальных процедур отсечения и сортировки, Парето-анализа и методов теории случайных процессов. Разработано программное обеспечение и несколько модификаций соответствующего метода, проведена их апробация на ряде тестовых функций повышенной сложности с учетом всего спектра задач параметрической оптимизации. Экспериментально доказана высокая эффективность рассматриваемого подхода. Метод может быть применен для решения сложных научно-исследовательских задач, а его программное обеспечение входить в состав больших интегрированных систем, таких как системы автоматизированного проектирования, интеллектуальные системы, везде, где есть многовариантный анализ как механизм принятия решений.

Ключевые слова: случайный поиск, многоэкстремальность, дискретная оптимизация, непрерывная оптимизация, целочисленность, неопределенность.

ВВЕДЕНИЕ

Большинство оптимизационных методов основано на классических понятиях математического анализа (монотонность, непрерывность, градиент, симплекс и пр.). В данной работе акцент делается на эвристику, случайность, эксперимент, логику, специальные процедуры сортировки решений. При этом нет необходимости в каких-либо абстракциях теории оптимизации.

Накопительно-сортировочный метод предназначен для решения оптимизационных задач следующего вида:

целевая функция $f(\mathbf{x}) \to \min$;

ограничения-неравенства

$$g_m(\mathbf{x}) \ge 0, \quad m = \overline{1, m_0};$$
 (1)

оптимизируемые переменные $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$; ограничения на переменные

$$a_{01} \le x_{i_1} \le b_{01}, \quad i_1 = \overline{1, i_{10}},$$
 (2)

$$a_{02} \le x_{i_2} \le b_{02}, \quad i_2 = \overline{1, i_{20}},$$
 (3)

причем

$$G = G(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^{m_0} -g_m(\mathbf{x}), \text{ для } g_m(\mathbf{x}) < 0.$$

Ограничения-равенства $h_k(\mathbf{x})=0,\ k=\overline{1,k_0}\,,$ посредством замены $h_k^2(\mathbf{x})\geq 0,\ k=\overline{1,k_0}\,,$ сводятся к ограничениям-неравенствам типа (1).

Ограничения на переменные (2) и (3) «коробчатого» типа. Ограничения (2) распостраняются на непрерывные переменные, а ограничения (3) — на целочисленные переменные. Посредством замены переменных и ввиду их взаимно однозначного соответствия дискретные и логические переменные заменяются на целочисленные переменные типа (3).

Какие-либо требования к структуре целевой функции $f(\mathbf{x})$ и ограничений $g(\mathbf{x})$ отсутствуют. Модель задачи, подлежащей оптимизации, может быть произвольного типа вплоть до наличия областей неопределенности («черных дыр»), единственное требование — возможность расчета и количественной оценки компонентов модели. Под реше-



нием имеется в виду любой вектор $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_n)$ как допустимый, так и не допустимый, оптимальный либо не оптимальный.

В зависимости от ситуации поиск может выполняться:

- в строго допустимой области, то есть когда $G \ge 0$;
- в квазидопустимой области, когда $G + \varepsilon \ge 0$; при этом $\varepsilon > 0$ определяет меру возможного нарушения ограничений;
- когда ограничения на область поиска отсутствуют, т. е. в процессе оптимизации участвуют как допустимые ($G(\mathbf{x}) \leq 0$), так и не допустимые ($G(\mathbf{x}) \leq 0$) решения \mathbf{x} .

1. ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ. СУЩНОСТЬ МЕТОДА

Массив решений (накопитель) $p_1, p_2, ..., p_N$ можно представлять как множество кортежей вида

$$p_1: x_{11}, x_{12}, ..., x_{1n}, f_1, G_1, p_2: x_{21}, x_{22}, ..., x_{2n}, f_2, G_2,$$
(4)

$$p_N: x_{N1}, x_{N2}, ..., x_{Nn}, f_N, G_N,$$

где x_{i1} , x_{i2} , ..., x_{in} — собственно координаты решения \mathbf{x}_i , f_i — значение целевой функции и G_i — значение показателя нарушения ограничений при $\mathbf{x} = \mathbf{x}_i$.

С другой стороны, накопитель (обозначим его V) есть ни что иное, как хранилище необходимой информации для организации многошаговой процедуры поиска. Он содержит определенную информацию (V_i) для генерации нового набора решений (V_{i+1}), в котором в конечном итоге (на итерации k) содержится оптимум $\mathbf{x}^* \in V^*$, т. е.

$$V_1 \stackrel{\otimes}{\to} V_2 \stackrel{\otimes}{\to} V_3 \dots \stackrel{\otimes}{\to} V_{k-1} \stackrel{\otimes}{\to} V_k(V^*),$$

где символ ⊗ следует понимать как набор правил, операторов, алгоритмов и прочих формальных процедур, приводящих к построению нового, более эффективного набора решений. Данное обстоятельство определяет сущность предлагаемого подхода и рассматривается далее.

Имея несколько решений, можно по-разному получать новые решения. При всем их многообразии принципиально различных подходов два: направленный поиск и случайный поиск [3], к которому примыкают и генетические алгоритмы. Рассматриваемый подход и соответствующий метод — разновидность случайного поиска.

Если основу подхода определяет идея анализа набора фиксированных решений, а переход в следующее состояние (очередная итерация) выполняется посредством многокритериальных многоуровневых сортировок множества решений, причем ге-

нерация новых решений выполняется случайно, то мы имеем дело с методом анализа накопителя, накопительным сортировочным методом (НС-методом). Схематично сущность подхода поясняет цепочка операций, представленная на схеме взаимодействия:

$$V_{0} \stackrel{\Delta V_{0}}{\to} (V_{1} \stackrel{\Pi \to \Phi \to R}{\to} V_{1}' \stackrel{W}{\to} V_{1}^{*}) \stackrel{\Delta V_{1}}{\to} (V_{2} \stackrel{\Pi \to \Phi \to R}{\to} V_{2}' \stackrel{W}{\to} V_{2}^{*}) \dots \stackrel{\Delta V_{k-1}}{\to} (V_{k} \stackrel{\Pi \to \Phi \to R}{\to} V_{k}' \stackrel{W}{\to} V_{k}^{*}) \stackrel{\Delta V_{k}}{\to} \dots; (5)$$

$$V_{0} \stackrel{\Delta V_{0}}{\rightarrow} (V_{1} \stackrel{\Phi \rightarrow R}{\rightarrow} V_{1}' \stackrel{W}{\rightarrow} V_{1}^{*}) \stackrel{\Delta V_{1}}{\rightarrow} (V_{2} \stackrel{\Phi \rightarrow R}{\rightarrow} V_{2}' \stackrel{W}{\rightarrow} V_{2}^{*}) \dots$$

$$\dots \stackrel{\Delta V_{k-1}}{\rightarrow} (V_{k} \stackrel{\Phi \rightarrow R}{\rightarrow} V_{k}' \stackrel{W}{\rightarrow} V_{k}^{*}) \stackrel{\Delta V_{k}}{\rightarrow} \dots$$

$$(6)$$

Зависимости (5) символизируют о включении Парето-анализа (на схеме — символ П) как одной из операций обработки накопителя решений, согласно зависимостям (6) операция Парето-анализа не применяется. Получаем модификации метода оптимизации, эффективность которых можно оценить разве что экспериментально.

Смысл символики в записях (5) и (6):

 V_0 — начальное состояние накопителя, пустой накопитель; ΔV_0 — набор начальных решений, полученных определенным способом (например, случайно в *п*-мерном пространстве поиска) — необходимая информация для запуска процедуры поиска; ΔV_{k-1} — набор решений, полученных на (k-1)-й итерации процесса поиска путем учета уже имеющихся решений благодаря синтезу одноименных координат и их варьирования для последующего добавления и анализа в накопителе; V_k — набор всех решений, уже имеющихся на (k-1)-й итерации V_{k-1}^* и добавленных ΔV_{k-1} , в совокупности формирующих исходное состояние накопителя на следующей k-й итерации, т. е. $V_k = V_{k-1}^* \cup \Delta V_{k-1};$ V_k' — набор решений накопителя, полученных в результате Парето-анализа с участием критериев $f(\mathbf{x})$ и $G(\mathbf{x})$, дискретного времени k, символизирующего глубину процесса оптимизации $\rho^{(k)}$, а также последующего ранжирования решений на основе обобщенной целевой функции $F = F(f(\mathbf{x}),$ $G(\mathbf{x}), \, \rho^{(k)}$); V_k^* — набор базовых значений на k-й итерации, полученных после выявления и потери бесперспективных решений, содержащий текущие результаты (лучшее допустимое решение, если оно имеется, Парето-оптимальное недопустимое решение, лучшее по целевой функции, текущее решение в ходе итерационного процесса, основное оптимальное решение - оптимальное по цели при допустимых ограничениях либо лучшее по ограничениям недопустимое решение); Ф — символ отображения решений посредством обобщенной целевой функции; R — символ ран-



жирования, фиксирующий необходимость отыскания и последовательной записи решений в метрике обобщенной целевой функции, когда все решения располагаются в порядке понижения значимости; W — символ операции определения и фиксации лучших решений, содержащихся в накопителе.

Действительно, в самом начале оптимизации случайным образом генерируется набор решений (обычно 1000 решений, т. е. $\Delta V_0 = 1000$), и они дописываются в «хвост» текущего состояния накопителя V_0 (вначале он пустой). На их основе формируется следующее содержимое накопителя V_1 в результате Парето-оптимальной сортировки (П), построения обобщенной функции (Ф) и ранжирования (R). В результате получаем промежуточный массив V_1' .

Операция W предполагает отбор необходимых решений из расширенного накопителя (из имеющихся и добавленных решений в результате смешивания и смещения координат) и определение лучших среди них на текущей итерации. Остается некоторая часть решений (вначале обычно из 1000 исходных решений оставляем 100, а далее из 200 сохраняем 100 лучших). В результате завершается переход к следующей итерации, т. е. $V_0 \to V_1$, о чем свидетельствует символ V_1^* . Таким образом представлен участок $V_0 \stackrel{\Delta V_0}{\to} (V_1 \stackrel{\Pi \to \Phi \to R}{\to} V_1' \stackrel{W}{\to} V_1^*)$. Аналогично следует понимать последующую символику записи согласно зависимостям (5).

2. МЕХАНИЗМ ГЕНЕРАЦИИ НОВЫХ РЕШЕНИЙ

Новые решения могут быть образованы посредством смешивания координат различных решений и последующей коррекцией одной либо нескольких координат приблизительно так, как это достигается в генетических алгоритмах.

2.1. Стратегия построения решений

Для построения новых решений $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$ можно воспользоваться различными подходами. Наиболее естественные, простые и эффективные среди них:

- подход, когда новое решение $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$ определяется на основе двух других решений накопителя \mathbf{x} и \mathbf{y} , т. е. $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$: $\theta(\mathbf{y},\,\mathbf{x})$, где θ некоторое правило (алгоритм) взаимодействия решений;
- подход, когда новое решение $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$ определяется на основе нескольких решений накопителя $\mathbf{x}_{_{1}},\,\mathbf{x}_{_{2}},\,...,\,\mathbf{x}_{_{\alpha}}$, т. е. $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$: $\theta(\mathbf{x}_{_{1}},\,\mathbf{x}_{_{2}},\,...,\,\mathbf{x}_{_{\alpha}})$.

Рассмотрим несколько подробнее первый из них. В этом случае опять же имеется несколько вариантов выбора решений ${\bf x}$ и ${\bf y}$.

- Выбор базового (первого) решения (у):
- таковым служит лучшее решение накопителя, т. е. *первое* решение *первого* кластера, полученного в результате Парето-ранжирования и последующей сортировки в пределах этого кластера по обобщенной целевой функции, т. е. $\mathbf{y} = \mathbf{x}_1$, или в координатной форме $y(i) = x_1(i), i = \overline{1,n}$;
- базовое решение определяется как случайное решение *первого* кластера, т. е. $\mathbf{y} = \mathbf{x}_{\scriptscriptstyle F}$;
- базовое решение определяется как случайное решение *всего* накопителя $\mathbf{y} = \mathbf{x}_{_{\mathcal{F}\mathcal{F}}};$
- совместное применение перечисленных стратегий по вероятностной схеме.
- выбор дополнительного (второго) решения (x):
- последовательно участвует *каждое* решение накопителя;
- решения назначаются случайно только из представителей *первого* (лучшего) кластера;
- решения назначаются случайно, в отборе участвуют все решения накопителя;
- решения назначаются случайно на основе решений *первого* кластера, но в определенных случаях подключаются решения последующих кластеров.

Дополнительно, многообразие состояний модели задачи формируется путем варьирования значений координат полученного решения $\mathbf{x}_{_{\mathrm{H}}}$ на основе вероятностной схемы по правилу:

$$x_i = x_i^{\min} + (x_i^{\max} - x_i^{\min})\xi,$$
 (7)

либо по правилу:

$$x_i = x_i^{(H)}(k) + (2\xi - 1)(x_i^{\max}(k) - x_i^{\min}(k)),$$
 (8)

где ξ — равномерно распределенное число в диапазоне $[0\div1]$, x_i^{\min} и x_i^{\max} — минимальное и максимальное значения переменной x_i по условию задачи, $x_i^{\min}(k)$ и $x_i^{\max}(k)$ — минимальное и максимальное значения переменной x_i , определяемое на основе анализа значений накопителя решений на k-й итерации, $x_i^{(H)}(k)$ — значение i-й координаты нового решения на k-й итерации.

Зависимость (7) определяет глобализацию и в большей мере используется в начале поиска, зависимость (8) соответствует локализации процесса оптимизации. Характерно, что данные стратегии применяются постоянно в процессе оптимизации, но с разной частотой в зависимости от номера итерации k, т. е. удаленности от начала процесса.

Полученные таким образом решения дописываются в накопитель для последующего анализа и исключения бесперспективных решений, причем объем накопителя сохраняет свое первоначальное значение N.

Рассмотрим более подробно сущность динамического процесса сортировки решений накопителя.



2.2. Управление накопителем решений. Правила включения решений в накопитель

Получив новое решение, его необходимо сравнить с имеющимися решениями в текущий момент и обосновать необходимость включения в накопитель для учета в дальнейшей работе. Принципиальной основой здесь являются внешние условия, когда поиск должен выполняться в строго допустимой области либо когда область поиска произвольна, т. е. можно учитывать как допустимые, так и недопустимые решения. В связи с этим целесообразно рассмотреть два блока стратегии управления накопителем.

Стратегии управления при отсутствии ограничений на область поиска

- При *любых* значениях ограничений $g_i(\mathbf{x})$, $i = \overline{1, m}$, и целевой функции $f(\mathbf{x})$ решение поступает в H.
- Если координаты нового решения совпадают с одним из решений H, то оно теряется. Такая логика позволяет избежать ситуации «информационной пустоты», когда все решения H совпадают, что наиболее вероятно при решении задач дискретной или целочисленной оптимизации.
- Ограничение *нарушено*, но не более некоторого порога ограничений, тогда оно поступает в H.
- Всякое допустимое решение поступает в Н.
- Решение допустимое, но в Н не поступает, так как *есть более сильные* допустимые решения.
- Если решение *уступает худшему* решению в Н по цели и ограничениям одновременно, то оно в Н не поступает.
- Решение допустимое, поступает в H, так как там на текущий момент *нет допустимых решений*.
- Новое решение допустимое, оно теряется, так как уступает худшему допустимому решению.
- Новое решение допустимое, оно не поступает в Н в связи с тем, что *уступает лучшему* решению без нарушения ограничений (очень жесткий режим).

Стратегии управления при поиске в допустимой области

- В Н поступает *любое допустимое решение*, даже если оно уступает худшему решению Н.
- В Н поступает допустимое решение, если оно *лучше самого худшего* решения Н.
- В Н поступает допустимое решение, если оно *лучше самого лучшего* решения Н в текущий момент (на текущей итерации), это очень жесткий режим.
- В Н решение не поступает, если оно *совпадает* с одним из уже имеющихся решений. Совпадающие решения не дублируются.

• В Н поступает допустимое решение, если оно уступает только *самому лучшему* решению Н.

Стратегия прохода решений в накопитель в значительной мере определяет эффективность всей оптимизационной процедуры.

2.3. Сортировка решений накопителя

Таким образом, располагая набором решений $\mathbf{x}_{1}(k), \mathbf{x}_{2}(k), ..., \mathbf{x}_{N}(k)$ на k-й итерации и образуя на их основе новые решения $\mathbf{x}_1(k+1)$, $\mathbf{x}_2(k+1)$, ..., ${\bf x}_I(k+1)$, получаем новый расширенный набор решений $\mathbf{x}_1(k)$, $\mathbf{x}_2(k)$, ..., $\mathbf{x}_N(k)$, $\mathbf{x}_1(k+1)$, $\mathbf{x}_2(k+1)$, ..., $\mathbf{x}_L(k+1)$, или \mathbf{x}_1 , \mathbf{x}_2 , ..., \mathbf{x}_M , $M \le N+L$, $L \le N$, т. е. $M \le 2N$. Далее для расширенного дискретного набора решений выполняется Парето-оптимальная сортировка [1] — кластеризация по двум показателям (критериям): нарушенным ограничениям $G(\mathbf{x})$ и целевой функции $f(\mathbf{x})$. В результате первого прохода образуется первый кластер — набор Паретооптимальных решений, тех решений, которые не могут быть улучшены («перекрыты») другими решениями накопителя, причем одновременно по этим двум критериям.

Применяя эту процедуру к оставшимся решениям, можно по аналогии получить второй кластер и так далее вплоть до последнего. В каждом последующем кластере решения будут менее привлекательными в контексте оптимальности, однако данное обстоятельство не является основанием для их забвения, так как на их основе можно получать дополнительные уникальные решения и тем самым повышать качество оптимизации.

В пределах кластера отдать однозначное предпочтение какому-либо из решений не представляется возможным. Поэтому целесообразно применить линейную комбинацию этих критериев и выполнить ранжирование по обобщенному критерию F согласно зависимости

$$F^{(k)}(\mathbf{x}) = f^{(k)}(\mathbf{x}) + \rho^{(k)}G^{(k)}(\mathbf{x}),$$

$$\rho^{(k)} \to \infty \text{ при } k \to \infty,$$
(9)

где k — номер итерации процесса оптимизации.

Проранжировав согласно зависимости (9) все решения накопителя, сохраняем N лучших; оставшиеся решения в числе L штук безвозвратно теряются. На этом цикл завершается, но оптимизация продолжается. Останов можно организовать либо по истечении времени, либо по достижению заданного числа итераций k, либо нажатием клавиши клавиатуры в произвольный момент времени.

Модификации метода предполагают различные стратегии учета кластеров. Особенность заключается в том, что наиболее перспективен первый кластер, а далее их значимость неизбежно снижа-



ется. Тем не менее, важно сохранять многообразие генерируемых решений для повышения эффективности поиска, в том числе и путем учета других кластеров накопителя.

Разработанное к настоящему времени математическое и программное обеспечение позволяет оперировать накопителями объемом от одного до тысячи решений ($N=1\div 1000$). Выбор объема накопителя определяется сложностью, точностью и временем решения. Обычно при N=30(50) удается решать достаточно сложные оптимизационные задачи.

3. СХОДИМОСТЬ МЕТОДА

Решения $p_1, p_2, ..., p_N$, в составе накопителя V(k) согласно выражению (4) целесообразно применить для оценки сходимости процесса поиска. Для этого для каждой координаты x_i следует сначала определить среднее значение $x_i^{\rm cp}$, а затем найти отклонения $x_i^{\rm cp}-x_i$, просуммировать их и найти среднее, т. е.

$$x_i^{\text{cp}}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} x_{ji}(k), \quad \Delta_i(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} |x_i^{\text{cp}}(k) - x_{ji}(k)|,$$

$$i = \overline{1, n},$$

где N — число решений, объем накопителя, n — число оптимизируемых переменных, k — номер итерации.

Если диапазон изменения переменной x_i на текущей итерации меньше некоторого значения ϵ_0 , поиск в данном направлении становится малопривлекательным. Следует считать найденное значение оптимальным либо продолжить поиск с другим большим шагом-размахом, считая глобальность не достигнутой. Предпочтение следует отдать второму утверждению, чтобы обеспечить «живучесть алгоритма» и двигаться дальше.

Для этого следует использовать предшествующую аналогичную информацию, обобщая и усредняя ее. Тогда, имея ряд $\Delta_i(1), \ \Delta_i(2), \ ..., \ \Delta_i(k_0),$ получим

$$\nabla_i = \sum_{k=1}^{k_0} \Delta_i(k).$$

Так как массив для хранения средних значений отклонений имеет фиксированную длину k_0 , с определенного момента новое значение должно дописываться в «хвост», а первое — теряться, что позволяет поддерживать процесс в динамике с неограниченным ресурсом по времени. Величины $\Delta_i(1)$, $\Delta_i(2)$, ..., $\Delta_i(k_0)$ должны тенденциозно стремиться к нулю, что определяет сходимость процесса опти-

мизации. Если на очередной итерации $\Delta_i(k) < \varepsilon_0$, целесообразно продолжать поиск в размере ∇_i , т. е. $\tilde{x}_i = x_i + \nabla_i(2\xi - 1)$, где i — индекс переменной, \tilde{x}_i — новое сгенерированное значение на основе текущего значения накопителя переменной x_i , ξ — случайное число в диапазоне [0-1].

Если и эта величина не приводит к результату, т. е. $\nabla_i < \epsilon_0$, что опять же свидетельствует о завершении процесса поиска, то поиск целесообразно продолжить в исходном масштабе

$$\tilde{x}_i(\xi) = x_{ia} + (x_{ib} - x_{ia})\xi = x_{ia} + \Delta x_i^0 \xi,$$

где x_i , x_{ib} и x_{ia} — текущее, верхнее и нижнее значение i-й переменной.

Такой подход, с одной стороны, обеспечивает сходимость оптимизации, а с другой — всегда сохраняется возможность глобализации. Если существует более сильное решение и оно на текущий момент не найдено, возможность его отыскания всегда сохраняется. По существу реализуется бесконечный процесс. Для его останова целесообразно воспользоваться либо таймером, либо ограничением числа итераций, либо требованием пользователя на основе визуализации текущего процесса оптимизации.

Согласно методу анализа накопителя (НС-методу) выходная информация включает в себя допустимое оптимальное решение (если оно существует), лучшее по ограничениям недопустимое решение, Парето-оптимальное решение, лучшее текущее решение на последней итерации, число обращений к модели, среднее время расчета модели, меру и число нарушений каждого ограничения. Данная информация позволяет оценить качество модели и перспективы оптимизационного исследования.

Для проверки правомерности и эффективности подхода проводились компьютерные эксперименты на основе многочисленного набора тестовых функций, охватывающих все многообразие задач параметрической оптимизации — дискретные, непрерывные, целочисленные, булевы, многоэкстремальные, смешанные, задачи класса NP (гарантированное решение определяется только полным перебором вариантов). При этом рассматривались решения с числом оптимизируемых переменных 5, 15, 50, 100, 500, что крайне важно при оценке работоспособности метода.

4. ПРОВЕРКА ДОСТОВЕРНОСТИ НС-МЕТОДА

Для оценки работоспособности таких алгоритмов обычно пользуются специальными тестовыми задачами [2, 5, 6—14]. Рассмотрим некоторые из них по блокам. Подробная информация представ-



лена на web-странице https://optimnc.wixsite.com/nc-optim [13].

Блок 1. Что касается решения таких хорошо известных в теории параметрической оптимизации задач, как задачи Griewangk, Schwefel, Askley, Helix, Леви, Растригина, Rosenbrock, Powel, Wood, Kowalik и др., то все они были получены в стандартном режиме без какой-либо дополнительной настройки алгоритма и модели.

Блок 2. Отдельного внимания заслуживают дискретные задачи (в отличие от упомянутых в блоке 1 непрерывных оптимизационных задач), где и для НС-метода наступают определенные сложности. К ним относится и задача коммивояжера, на плоскости и окружности со случайно расположенными на них объектами. Тогда при размерности 100 объектов — точек число вариантов составляет около $9,332621544394418 \cdot 10^{157}$ ед., и для окружности радиуса r = 50 м длина минимального пути не должна превышать длины окружности L = 314 м. Несколько независимых экспериментов свидетельствуют о гарантированной возможности достижения результата с показателем L = 400 - 470 м за время, не превосходящее примерно 2 ч; в трех случаях были зафиксированы результаты, близкие к оптимальным: 279, 316 и 353 м. Заметим, что имеют место маршруты, когда показатель L достигает 7000 м и более.

Блок 3. Рассмотрим результаты решения на примере так называемого теста «шахматы», относящегося к труднорешаемым задачам класса NP. Основное назначение теста — проверить возможность поиска в условиях отсутствия традиционной логики поисковых процедур. Задача заключается в том, что шахматную доску (n = 8) необходимо покрыть минимальным числом коней так, чтобы все клетки оказались под боем, задача имеет приблизительно 10^{20} вариантов решений. При n=13 имеем около 10^{50} решений, при n=22 вариантность составляет 10145 ел. Оптимальное решение здесь может быть найдено (гарантировано) только полным перебором вариантов. При этом время решения на компьютере ориентировочно составляет соответственно около 10^6 лет, 10^{37} лет и 10^{132} лет, что свидетельствует о сложности, запредельном многообразии!

Формально данный тест в общем виде записывается следующим образом:

найти минимум функции

$$f = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} x_{i,j},$$

при условии, что для всех $i \in 1, ..., n$ и $j \in 1, ..., n$ имеет место неравенство

$$g_{i,j} + g_{i-2,j-1} + g_{i-1,j-2} + g_{i+1,j-2} + g_{i+2,j-1} + g_{i+2,j+1} + g_{i+1,j+2} + g_{i-1,j+2} + g_{i-2,j+1} \ge 1,$$

где

$$g_{i,\,j} = \begin{cases} x_{i,j}, \text{если } (1 \leq i \leq n) \land (1 \leq j \leq n), \\ 0, \text{ в противном случае,} \end{cases}$$

где $x_{i,j}$ — псевдобулевы переменные (случайным образом принимающие значения 0 или 1).

Далее представлены имеющиеся выборочные решения для случаев, когда размер шахматной доски n изменяется от 4 до 22, в скобках указаны лучшие значения целевой функции f — рекорды, найденные с помощью рассматриваемого алгоритма. Имеем: n (f) = 4 (4), 5 (5), 6 (8), 7 (10), 8 (12), 9 (14*), 10 (16*), 11 (21*), 12 (25*), 13 (28), 16 (45**), 17 (55**), 20 (71**), 22 (85**). Символ «звездочка» свидетельствует о сложности полученного решения, оптимальность здесь не гарантируется, предполагаются субоптимальные решения [15]. Наиболее интересны случаи n = 8 и n = 13. Очевидно, при возрастании размерности вероятность поиска оптимума уменьшается.

Блок 4. Другой сложный набор тестов представлен в материалах отчета международной конференции по проблемам оптимизации [4], где в основном рассматриваются непрерывные задачи, а поиск оптимума «закрыт» различными формальными особенностями представленных моделей. Очевидно, для классических оптимизационных методов такие задачи не разрешимы. Результаты решения данных задач $G01 \div G24$ представлены в таблице.

В столбце «модель задачи» символом «звездочка» отмечены тесты, модель которых в виду сложности решения была тождественно преобразована относительно исходной постановки. Для задач G08, G17 и G18 получены более точные решения, чем представленные в отчете. Задача G20 не имеет допустимых решений, и нет оснований для ее объективного контроля. Большинство полученных решений находится в допустимой области, когда все ограничения выполнены, т. е. $G(\mathbf{x}^*) = 0$. Уровень сложности определен на основе анализа структуры модели и результатов работы оптимизатора.

Блок 5. В работе [14] представлены 22 теста из класса оптимизационных задач без ограничений (неограниченные эталоны). В задачах С.1.3, С.1.19 и С.1.21 найдены ранее неизвестные оптимальные решения. В задачах С.2.17 и С.2.18 из блока «ограниченные эталоны» получено несколько близких решений, при этом модель представляется не вполне корректной.



Результаты решения задач G01—G25	14	L
----------------------------------	----	---

Модель задачи	Сложность	Качество решения	Значение ограничений $G(\overline{x}^*)$	Цель $F(\overline{x}^*)$
G01	3	Достоверно (просто)	0	-15
G02	9	Достоверно	0	-0,803618472632700
G03	9—10	Достоверно (сложно)	0	-0,999997491623985
G04	3—5	Достоверно (просто)	0	-30 665,5388872998
G05	8—9	Достоверно (сложно)	0	5126,80668255243
G06	1—2	Достоверно (просто)	0	-6 961,81087343529
G07	1—2	Достоверно (просто)	0	25,0531296505572
G08	3—5	Достоверно (просто)	0	-0,105458911312976
G09	5	Достоверно (просто)	0	680,633990673840
G10*	10	Достоверно (сложно)	0	7049,24797069537
G11	1—2	Достоверно (просто)	0	0,75000000
G12	5	Достоверно (просто)	0	-1,000000000000000
G13	9—10	Достоверно (сложно)	0	0,05401085049234521
G14	5—7	Достоверно	0	-47,4785194571968
G15	5—7	Достоверно	0	-961,718467443156
G16	3—7	Достоверно	0	-1,90515505505526
G17	5—7	Достоверно	0	8 829,74501927317
G18	5—7	Достоверно	0	-0,866025233067233
G19	9—10	Достоверно (сложно)	0	-32,9022500988993
G20	1-10 (не ясно)	Не определено	0,758575821066371	0,06847236591050188
G21*	10	Достоверно (сложно)	0,000720244352123	193,761578718546
G22*	10	Достоверно (сложно)	0,00000000000011	236,746535851213
G23*	10	Достоверно (сложно)	0	-400,000018998981
G24	1—3	Достоверно (просто)	0	-5,50801327159533

Блок 6. Особый интерес представляет задача с различными типами неупорядоченных переменных такого содержания:

необходимо найти минимальное значение функции

$$F(x, A, B, C) = Ax^2 + Bx + C \rightarrow \min$$

определенной на интервале $[0-10\ 000]$, исключая пять подынтервалов: от 1 до 1,5, т. е. [1-1,5], далее [3-5], [7-10], [15-40], [60-90].

Параметр *А* имеет 100 целочисленных значений, расположенных в последовательности: 98, 96, 97, 99, 100, 91, 94, 95, 92, 93, 7, 8, 9, 10, 2, 3, 4, 5, 6, 89, 81, 82, 83, 86, 87, 88, 84, 85, 90, 35, 36, 37, 31 32, 33, 34, 38, 39, 40, 11, 12, 13, 15, 16, 17, 18, 14, 19, 20, 53, 54, 51, 52, 55, 56, 57, 1, 59, 60, 58, 44, 43, 47, 48, 45, 46, 41, 42, 49, 50, 63, 64, 61, 62, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 78, 79, 80, 71, 72, 75, 76, 73, 74, 77, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 29, 27, 30.

Параметр B определен пятью дискретными значениями [-0.344; -0.785; 9.1; -10.9; 55].

Параметр C имеет два значения [1, 0] — *булева* переменная.

Переменная x непрерывна в диапазоне $[1-10\ 000]$.

Необходимо, чтобы A + B + C > 0, а значение AB > -0.8. Ко всему прочему, значение аргумента функции следует определить предельно точно (это требование фиксирует сходимость в связи с вычислительными погрешностями алгоритма, «глубину» поиска при наличии непрерывных переменных).

По существу имеем смешанную задачу с различными типами неупорядоченных переменных (монотонность, непрерывность, дифференцируемость и прочие условности оптимизации отсутствуют), определенную кусочно, и при наличии двух функциональных ограничений.

Многократные запуски программы-оптимизатора [16] показали 100 %-ю надежность получения достоверного решения за 1-20 с работы компьютера среднего класса (типа Acer Aspire C22-820). При этом погрешность определения непрерывной координаты составила $10^{-9}-10^{-10}$ или 10-11 знаков в мантиссе, например 2,9999999998250, что свидетельствует о высокой сходимости метода.

Оптимальное решение: целевая функция $f(x_1, x_2, x_3, x_4) = 1,07249996069797$; целочисленная переменная $x_1 = 1$, дискретная переменная $x_2 = -0,785$; логическая переменная $x_3 = 0$, непрерывная переменная $x_4 = 1,50000000001672$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение сформулируем основные выводы. Изложен новый подход к решению задач параметрической оптимизации. Рассмотрены основные процедуры изложенного метода, их взаимосвязь и последовательность применения.

Разработано программное обеспечение и несколько модификаций метода, проведена их ап-



робация на многочисленных тестовых функциях, представляющих все многообразие задач параметрической оптимизации.

Компьютерные эксперименты свидетельствуют о высокой эффективности метода при решении всех типов задач параметрической оптимизации на основе единого алгоритма, не меняя программный код, фиксируя особенности конкретной задачи лишь при вводе информации. Данное обстоятельство служит основанием считать данный подход и соответствующий метод достаточно универсальными при решении задач параметрической оптимизации.

ЛИТЕРАТУРА

- Моисеев Н.Н. Математические задачи системного анализа. — М.: Наука, 1981. [Moiseev, N.N. Matematicheskie zadachi sistemnogo analiza. — М.: Nauka, 1981. (In Russian)]
- 2. *Химмельблау Д.* Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир, 1975. 534 с. [*Khimmel'blau, D.* Prikladnoe nelineinoe programmirovanie. М.: Міг, 1975. 534 s. (In Russian)]
- Растригин Л.А. Методы случайного поиска. М.: Наука, 1968. [Rastrigin, L.A. Metody sluchainogo poiska]. — М.: Nauka, 1968. (In Russian)]
- Liang, J.J., Runarsson, T.P., Mezura-Montes, E., et al. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2006 Special Session on Constrained Real-Parameter Optimization. — Technical Report. — Singapore: Nanyang Technological University, 2006. — 19 p.
- 5. Батищев Д.И., Исаев С.А. Оптимизация многоэкстремальных функций с помощью генетических алгоритмов // Высокие технологии в технике, медицине и образовании. Воронеж: ВГТУ, 1997. Ч. 3. [Batishchev, D.I., Isaev, S.A. Optimizatsiya mnogoehkstremal'nykh funktsii s pomoshch'yu geneticheskikh algoritmov] // Vysokie tekhnologii v tekhnike, meditsine i obrazovanii. Voronezh: VGTU, 1997. Ch. 3. (In Russian)
- Sastry, K. Analysis of Mixing in Genetic Algorithms: A Survey. IlliGAL report No. 2002012. — University of Illinois, Urbana-Champaign, 2002.

- More, J.J., Gabow, B.S., and Hillstrom, K.E. Testing Unconstrained Optimization Software // ACM Trans. Meth. Software. 1981. P. 17—41.
- Fogel, L.J., Owens, A.J., and Walsh, M.J. Artificial Intelligence Through Simulated Evolution. — Hoboken: John Wiley & Sons, 1966.
- 9. URL: http://www.faqs.org/faqs/nonlinear-programming-faq/
- 10. URL: http://en.wikipedia.org/wiki/List_of_optimization_software
- URL: http://wiki.mcs.anl.gov/NEOS/index.php/Nonlinear_ Programming FAQ
- 12. Ковешников В.А., Фатуев В.А., Троицкий Д.И., Пантелеев И.Ю. Разработка и исследование универсального алгоритма случайно-генетической оптимизации // Тр. междунар. конф. SICPRO '09. М., 2009. [Koveshnikov, V.A., Fatuev, V.A., Troitskii, D.I., Panteleev, I.Yu. Razrabotka i issledovanie universal'nogo algoritma sluchaino-geneticheskoi optimizatsii] // Tr. mezhdunar. konf. SICPRO '09. М., 2009. (In Russian)]
- 13. *URL*: https://optimnc.wixsite.com/nc-optim/
- 14. *Саймон Д.* Алгоритмы эволюционной оптимизации. М.: ДНК Пресс, 2020. 1002 с. [*Saimon, D.* Algoritmy ehvolyutsionnoi optimizatsii. М.: DNK Press, 2020. 1002 s. (In Russian)]
- 15. *Гие ван, Джс.* Прикладная общая теория систем. М.: Мир 1981. Т. 1. 336 с. [*Gig van, Dzh.* Prikladnaya obshchaya teoriya sistem. М.: Mir 1981. Т. 1. 336 s. (In Russian)]
- 16. Ковешников В.А. Программа реализации универсального алгоритма решения задач параметрической оптимизации. Сертификат на программное обеспечение No 2018663352, 2018. [Koveshnikov, V.A. Program for realization of unified algorithm to solve the parametric optimization problems. State Record Certificate for PC software, no. 2018663352, 2018. (In Russian)]

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

Поступила в редакцию 4.10.2019, после доработки 20.12.2019. Принята к публикации 20.12.2019.

Ковешников Владимир Алексеевич — канд. техн. наук, \bowtie kbkedr@tula.net,

Мехтиев Аббас Ядулла-оглы, ⊠ kbkedr@tula.net,

АО «Конструкторское бюро приборостроения им. академика А.Г. Шипунова», г. Тула.

DATA ACCUMULATION AND SORTING METHOD FOR SOLVING PARAMETRIC OPTIMIZATION PROBLEM

V.A. Koveshnikov, A.Ya. Mekhtiev

Abstract. It is noted that optimization problem is highly relevant for complex system development. However, such optimization is difficult since there are no reliable methods that give efficient solutions regardless of the features of a specific mathematical model. Developing a method for solving arbitrary parametric optimization problems is a complicated but highly relevant task. The new approach is considered, which is based on heuristics and experiments. It uses special truncation and sorting procedures, Pareto methods, and random process theory methods. The software implementation and multiple modifications of the method proposed are developed and tested with a number of highly complex test functions covering the entire range of parametric optimization problems. It is shown experimentally that the approach proposed is highly efficient. The method can be applied for solving complex research problems and its software can become a part of large integrated systems such as CADs, smart systems, etc. where multivariate analysis is used for decision making.

Keywords: random search, multi-extremality, discrete optimization, continuous optimization, integer values, uncertainty.

УДК 519.21;519.714.3;681.518

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.4

СОГЛАСОВАННОЕ УПРАВЛЕНИЕ МНОГОЭЛЕМЕНТНЫМИ ДИНАМИЧЕСКИМИ ОРГАНИЗАЦИОННЫМИ СИСТЕМАМИ.

Ч. 2. Многоуровневая динамическая организационная система

М.В. Белов

Аннотация. Полученные в первой части статьи результаты распространены на многоуровневую динамическую многоэлементную организационную/активную систему (ОС), а также на случай неопределенных затрат агентов. Доказаны утверждения о том, что для любой допустимой траектории результатов может быть построена согласованная компенсаторная система стимулирования, которая реализует (как равновесие в доминантных стратегиях) траекторию действий агентов, приводящих к требуемой траектории результатов; декомпозирует задачу управления по агентам и по периодам времени; гарантированно обеспечивает (по всем возможным дальновидностям агентов) минимальные затраты управляющего органа (центра) на реализацию данной траектории результатов. Показано, что в таких системах стимулирования размеры платежей зависят только от соответствующих значений функций затрат, которые, в свою очередь, косвенно учитывают технологические функции, структуру сетей и структуру ОС в целом. Поставлена задача оптимального планирования и указан алгоритм ее решения.

Ключевые слова: стимулирование, многоуровневые динамические активные системы, согласованное управление.

ВВЕДЕНИЕ

В данной части статьи продолжается исследование динамических организационных систем, в которых агенты реализуют свои действия согласно сложным сетевым технологиям. Такие технологии задают взаимозависимости между действиями агентов и их результатами, что в существенной степени отвечает практике современных фирм, корпораций и предприятий других форм. В первой части [1] статьи исследована динамическая организационная система в составе одного центра и множества агентов. В настоящей работе постановка задачи согласованного управления динамическими ОС усложняется — вводится иерархия уровней в структуре динамической ОС (§ 3), строится компенсаторная система стимулирования, декомпози-

рующая игру по уровням, агентам и периодам времени (§ 4). Наконец, в § 5 рассмотрены принципы построения алгоритмов оптимального согласованного планирования в многоэлементных динамических OC^1 .

3. МНОГОУРОВНЕВЫЕ ДИНАМИЧЕСКИЕ ОРГАНИЗАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

Основываясь на результатах, полученных в первой части статьи [1], усложним модель организационной системы — введем иерархию подсистем, каждая из которых является динамической сете-

¹ Нумерация параграфов, формул и утверждений продолжает нумерацию первой части [1] статьи.



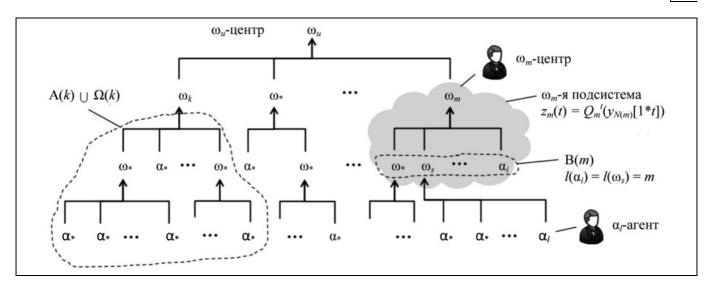


Рис. 1. Иерархия активных элементов — агентов и промежуточных центров

вой организационной системой (ДСОС). Сокращенно будем называть такую систему многоуровневой ДСОС, м-ДСОС (подразумевая, что каждая из подсистем образует ДСОС)². Иерархическую структуру такой многоуровневой ОС (рис. 1) зададим иерархией *активных элементов* (АЭ).

Некоторые из АЭ, обозначив их множество как А = $\{\alpha_1, ..., \alpha_a\}$, будем называть агентами и применять к конкретному АЭ обозначение α_i -агент. Активные элементы, выступающие в роли центров подсистем 3 ОС (ω_m -подсистем, их множество обозначим $\Omega = \{\omega_1, ..., \omega_u\}$), будем называть, следуя работе [2], *промежуточными центрами*, п-центрами или ω_m -центрами.

Иерархией АЭ назовем связный ациклический граф $\Gamma = \langle \mathbf{A} \cup \Omega, \ D \rangle$ (где $\mathbf{A} \cup \Omega$ — множество вершин, а $D \subseteq (\mathbf{A} \cup \Omega) \times \Omega$ — множество дуг $d_{\mathit{im}} \in E$), такой что:

- ни для одной из вершин $\alpha_i \in A$ не существует входящих дуг ϵ_{li} ,
- существует единственная вершина, корневая вершина (считаем, что это вершина ω_u), в которую существуют пути из всех вершин $\alpha_i \in A$ и $\omega_m \in \Omega$ $(\omega_m \neq \omega_u)$,

— из каждой вершины (кроме вершины ω_u) выходит ровно одна дуга.

Для каждой вершины $\omega_m \in \Omega$ определим $A(m) \subseteq A$ — подмножество вершин-агентов, из которых существует путь в вершину ω_m , аналогично $\Omega(m) \subseteq \Omega$ — подмножество промежуточных центров, из которых существует путь в вершину ω_m . Тогда $A(m) \cup \Omega(m)$ образует множество подсистем и агентов, нижестоящих относительно ω_m -подсистемы. Каждой из вершин графа Γ также соответствует один и только один A9: вершинам α_i — агенты, вершинам ω_m — Π -центры, вершине ω_u — центр верхнего уровня.

Корневая вершина ω_u соответствует цели и результату деятельности ОС в целом.

На множестве всех АЭ (А \cup Ω) зададим единую нумерацию элементов, назовем ее технологической или т-нумерацией. В дальнейшем в качестве индексов ω_i или α_i будем употреблять т-номера так, что ω_i или α_i однозначно идентифицируют п-центр и/или агента. Т-нумерацию зададим алгоритмом, учитывающим, что на иерархии Γ , в силу ее свойств, может быть задана правильная нумерация [3] всех АЭ, а в каждой подсистеме также может быть задана правильная нумерация на множестве АЭ соответственно технологической сети G_m .

Шаг 1. Согласно иерархии Г зададим промежуточную правильную нумерацию на множестве всех АЭ (агентов и п-центров), будем называть ее номера Г-номерами, таким образом обозначая его отличие от технологической нумерации. Введем вспомогательную целую переменную η и присво-

² Иерархия сетей с правильной нумерацией может быть редуцирована в единственную сеть с правильной нумерацией, и в соответствии с технологией выполнения агентами действий и получения результата м-ДСОС сводится к ДСОС. Однако над такой технологической сетью построена иерархия стимулирующих (управляющих) промежуточных центров, что отличает данную постановку от рассмотренной в § 1 и 2 [1].

 $^{^3}$ Важно отметить, что подсистемы ОС являются ОС, что отражает фрактальный характер данной модели.



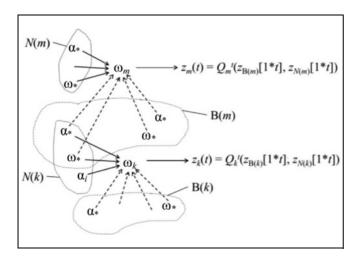


Рис. 2. Технологические связи в подсистемах многоуровневой динамической сетевой организационной системы

им $\eta = 0$. Считаем, что ни одному АЭ не назначен т-номер.

Шаг 2. Среди всех п-центров, которым еще не назначен т-номер, выбираем тот, у которого Γ -номер минимален, пусть таким оказался ω_{μ} -центр. Для всех АЭ (агентов и п-центров), принадлежащих ω_{μ} -подсистеме, выполняем правильную нумерацию согласно сети G_{μ} , соответствующие номера будем называть G-номерами.

Шаг 3. Полагаем $\eta = \eta + 1$. Среди всех агентов, принадлежащих ω_{μ} -подсистеме, которым еще не назначен т-номер, выбираем тот, у которого Γ -номер минимален, и присваиваем ему т-номер, равный η .

Шаг 4. Проверяем, есть ли еще агенты, принадлежащие ω_{μ} -подсистеме, которым не назначен т-номер. Если такие агенты есть, возвращаемся к шагу 3, иначе переходим к шагу 5.

Шаг 5. Полагаем $\eta = \eta + 1$. Присваиваем $\omega_{_{II}}$ -центру т-номер, равный η .

Шаг 6. Проверяем, есть ли еще п-центры, которым не назначен т-номер. Если такие п-центры есть, возвращаемся к шагу 2, иначе алгоритм завершен.

Полученная т-нумерация обладает важным свойством: результат действий любого из АЭ зависит от действий самого АЭ и результатов АЭ с меньшими т-номерами и не зависит от действий АЭ с большими т-номерами. В дальнейшем, если не оговорено особо, будем считать, что при ссылке на номер АЭ имеется в виду технологический номер, префикс т- при этом указываться не будет. В определенном смысле с помощью «перенумерации» элементов ОС удается свести «иерархию се-

тей» к одной эквивалентной сети с правильной нумерацией.

Обозначим $\mathrm{B}(m)$ множество АЭ в ω_m -й подсистеме ($\mathrm{B}(m)\subseteq \mathrm{A}(m)\cup\Omega(m)$, см. рис. 1): α_i -агентов таких, что для $\forall\,\alpha_i\in\mathrm{B}(m)\,\exists\,\,d_{im}\in D$, и ω_k -центров таких, что для $\forall\,\omega_k\in\mathrm{B}(m)\,\exists\,\,d_{km}\in D$. На множестве А \cup Ω всех АЭ введем функцию $\mathit{l}(\cdot)$ — номер вышестоящего п-центра по отношению к АЭ, к α_f -агенту и/или ω_k -центру, так что $\alpha_i\in\mathrm{B}(\mathit{l}(i))$ и $\omega_i\in\mathrm{B}(\mathit{l}(i))$. Для ω_u -центра функция $\mathit{l}(\cdot)$ не определена.

В соответствии с общей концепцией комплексной деятельности [4] многоуровневых ОС [2] агенты непосредственно реализуют полезную деятельность, а п-центры организуют агентов и управляют ими. Активность агентов и п-центров заключается в принятии ими в каждом периоде решения об участии в ОС и выборе действия $y_i(t) \in Y_i$ (отказ от участия является частным случаем действия). Действие каждого ω_m -центра заключается в назначении всем нижестоящим АЭ, входящим в т-ю подсистему ($\alpha_i \in B(m)$ и $\omega_k \in B(m)$), функций стимулирования и выполнении расчетов согласно функциям стимулирования. Для сохранения общности обозначений действия п-центров будем помечать как $y_i(t) \in Y_i$, понимая под $y_i(\cdot)$ совокупность параметров формируемой системы стимулирования.

Аналогично тому, как это представлено в ДСОС, считаем, что затраты каждого α_i -агента зависят от действий всех агентов в $\omega_{l(i)}$ -й подсистеме, к которой принадлежит агент ($\alpha_i \in B(l(i)) \cap A$),

$$c_i^t(y_{\mathbf{B}(i)\,\cap\;\mathbf{A}}[1^*t])$$
: $\prod_{\alpha_k\,\in\;\mathbf{B}(m)\,\cap\;\mathbf{A}}(Z_k)^t$ o \mathfrak{R}^1_+ , а затраты

 $c_m^I(\cdot)$ каждого ω_m -центра зависят от действий агентов в $\omega_{l(m)}$ -й и всех нижестоящих подсистемах

$$\alpha_k \in A(l(m)), \ c_m^t(y_{A(l(m))}[1^*t]): \prod_{\alpha_k \in A(l(m))} (Z_k)^t \to \mathfrak{R}^1_+$$

(см. рис. 1). Так как $\forall m$ $A(m) \subseteq A$ и $\{A \cap B(m)\} \subseteq A$, без ограничения общности можно считать, что все функции затрат зависят от действий всех агентов

$$c_i^t(y_{\mathbf{A}}[1^*t]) \colon \prod_{\alpha_k \in \mathbf{A}} (Z_k)^t \to \mathfrak{R}^1_+ \, .$$

Предположим, что каждая подсистема (и вся система м-ДСОС, рис. 2) в течение каждого периода $t \in \{1, 2, ..., T\}$ функционирует следующим образом.

Шаг 1. В начале периода t каждый ω_m -центр (кроме ω_u -го) последовательно по убыванию технологических номеров получает от вышестоящего



для него $\omega_{l(m)}$ -го центра информацию о функции стимулирования σ_m^t , после чего принимает решение, участвовать ли в ОС (учитывая функцию $\sigma_m^t(\cdot)$ и функцию своих затрат $c_m^t(\cdot)$). Вышестоящий в м-ДСОС ω_u -центр принимает решение первым на основании своей функции дохода $h_u^t(\cdot)$, заданной на множестве Z_u возможных значений $z_u(t)$ выхода ОС в целом $(h_u^t(z_u[1^*t]): (Z_u)^t \to \mathfrak{R}_+^1)$, и своих затрат $c_u^t(\cdot)$.

Шаг 3. Последовательно по возрастанию технологических номеров агенты $\alpha_i \in B(m)$ выбирают и реализуют действия $y_i(t)$, формируются их результаты $z_i(t)$ и результат $z_m(t)$ деятельности каждой из ω_m -подсистем в периоде t. Результат $z_i(t)$ каждого α_i -агента (аналогично ДСОС, [1, § 1]) определяется его действиями $y_i(\cdot)$, результатами его предшественников $\alpha_i \in N(i)$ и $\omega_i \in N(i)$ в сети G_m и его технологической функцией $Q_i^t(\cdot)$ так, что $z_i(t) =$ $= Q_i^t(y_i[1^*t], z_{N(i)}[1^*t])$. Результат ω_m -подсистемы $z_m(t)$ (Z_m — множество его значений, $z_m(t) \in Z_m$) определяется результатами всех элементов ω_m -подсистемы (α_r -х агентов, $\alpha_r \in B(m)$, и ω_s -х подсистем, $\omega_{\varsigma} \in B(m)$), результатами «предшественников» в вышестоящей подсистеме $N(l(\omega_m))$ и отображением $z_m(t) = Q_m^t(z_{B(m)}[1^*t], z_{N(l(m))}[1^*t]),$ назовем его отображением агрегирования $Q_m^t(\cdot)$: $\prod_{\alpha_i \in B(m) \cup N(l(m))} (Z_i)^t \times$

$$\times \prod_{\omega_k \in B(m) \cup N(l(m))} (Z_k)^t \to Z_m.$$

Шаг 4. В завершение периода последовательно по убыванию технологических номеров каждый ω_m -центр получает компенсацию затрат от выше-

стоящего, $\omega_{l(\omega_m)}$ -го, центра $\sigma_m^t(\cdot)$ (или резервную полезность u_m) и компенсирует затраты всем участникам ω_m -й подсистемы, следуя функциям $\sigma_i^t(\cdot)$. Шаг 5. Переход к следующему периоду времени t=t+1.

Технологические функции и отображения $Q_m^t(\cdot)$, а также технологические сети G_m и иерархия Γ однозначно определяют зависимость результатов от действий агентов $z_J(y_A[1*t])$ для любых множеств J агентов и π -центров: $J \subseteq A \cup \Omega$.

Будем считать, что каждый ω_m -центр наблюдает фактические действия всех ω_k -центров, входящих в ω_m -ю подсистему, $\omega_k \in B(m)$, непосредственно нижестоящих по отношению к нему, в текущем периоде, т. е. каждый вышестоящий п-центр знает системы стимулирования, назначаемые каждым из нижестоящих п-центров в пределах их подсистем.

Применительно к агентам предположим два возможных случая — справедливость одного из предположений, П1' или П2'.

Предположение П1'. Каждый ω_m -центр наблюдает только значение выхода подсистемы $z_m(t)$, но отображения $Q_m^t(\cdot)$ взаимно однозначны относительно результатов α_r -агентов, $\alpha_r \in B(m)$, и ω_s -х подсистем, $\omega_s \in B(m)$ (нижестоящих активных элементов), а также α_r -агентов, $\alpha_r \in N(l(m))$, и ω_s -х подсистем, $\omega_s \in N(l(m))$ (его предшественников в вышестоящей подсистеме), в текущем периоде.

Примеры выполнения предположения $\Pi 1$ (см. первую часть статьи [1]) характерны также и для предположения $\Pi 1$ '.

Предположение П2 . Каждый ω_m -центр наблюдает фактические действия α_r -агентов, $\alpha_r \in B(m)$, и ω_s -подсистем, $\omega_s \in B(m)$ (нижестоящих активных элементов), а также α_r -агентов, $\alpha_r \in N(l(m))$, и ω_s -х подсистем, $\omega_s \in N(l(m))$ (его предшественников в вышестоящей подсистеме), в текущем периоде.

Пусть имеет место информированность участников ОС на момент принятия решений в каждом периоде t (в любом из случаев — справедливости предположения $\Pi 1$ или $\Pi 2$ [1]):

— всем участникам каждой ω_m -й подсистемы (ω_m -центру, α_l -агентам, $\alpha_l \in B(m)$, и ω_k -центрам, $\omega_k \in B(m)$), известны множества значений действий Y_l и результатов Z_k , целевые функции $F_i(\cdot)$, включая функции затрат и системы стимулирования, информированность и дальновидность друг друга, а также фактические значения действий



 $y_l[1^*(t-1)]$ и результатов $z_k[1^*(t-1)]$ в предыдущие периоды;

- ω_m -центру известны также отображение $Q_m^t(\cdot)$, множество Σ возможных функций стимулирования и назначенная ему вышестоящим центром функция стимулирования $\sigma_m^t(\cdot)$;
- ω_u -центру известна кроме того функция дохода $h_u(\cdot)$.

При справедливости предположения $\Pi 1^t \omega_m$ -центр формирует функции стимулирования каждого i-го из нижестоящих агентов на основании $z_m[1^*t]$ результата ω_m -й подсистемы $\sigma_i^t(z_m[1^*t])$: $(Z_m)^t \to \mathfrak{R}^1_+$, а при выполнении предположения $\Pi 2^t$ — на основе непосредственно действий i-го агента так, что $\sigma_i^t(y_i[1^*t])$: $(Y_i)^t \to \mathfrak{R}^1_+$. Так как действия ω_m -центров наблюдаемы со стороны вышестоящих п-центров, их функции стимулирования всегда могут быть сформированы на основе их действий $\sigma_m^t(y_m[1^*t])$: $(Y_m)^t \to \mathfrak{R}^1_+$.

 $f_i^t(\sigma_i^t, y_A[1*t]) = -c_i^t(y_{A(l(i))}[1*t]) +$

Тогла:

$$+\begin{cases} \sigma_i^t(z_{l(i)}(y_{\rm A}[1^*t])), \text{ если верно }\Pi1,\\ \sigma_i^t(y_i[1^*t]), \text{ если верно }\Pi2, \end{cases}$$
 — целевая функция α_i -го агента, $\alpha_i \in {\rm A}$, в t -м периоде;
$$F_i(\{\sigma_i^{\tau}\}\ \tau = \overline{t}, \overline{T},\ y_{\rm A}[1^*T]) =$$

$$= \sum_{\tau=t}^T \delta_i(t,\tau) f_i^{\tau}(\sigma_i^{\tau},\ y_{\rm A}[1^*\tau]) - \text{ целевая функция }$$
 α_i -го агента, $\alpha_i \in {\rm A},\ t \in \{1,\ 2,\ ...,\ T\};$
$$f_m^t(\sigma_m^t,\ y_{\rm A}[1^*t]) = \sigma_m^t(y_m[1^*t]) - c_m^t(y_{\rm A(l(m))}[1^*t]) -$$

$$- \sum_{\alpha_i,\ \omega_i \in {\rm B}(m)} \sigma_i^t(\cdot) - \text{ целевая функция } \omega_m\text{-го центра, }$$
 $\omega_m \in \Omega\ (\omega_m \neq \omega_u),\ \text{в }t\text{-м}$ периоде;
$$F_m(\{\sigma_m^{\tau}\}\ \tau = \overline{t}, \overline{T},\ y_{\rm A}[1^*T]) =$$

$$= \sum_{\tau=t}^T \delta_m(t,\tau) f_m^{\tau}(\sigma_m^{\tau},\ y_{\rm A}[1^*\tau]) - \text{ целевая функция }$$

 ω_m -го центра, $\omega_m \in \Omega$ ($\omega_m \neq \omega_u$), $t \in \{1, 2, ..., T\}$;

 $-\sum_{lpha_{p}\,\omega_{m}\,\in\,\mathrm{B}(u)}\sigma_{i}^{t}(\cdot)$ — целевая функция ω_{u} -центра

и ОС в целом в t-м периоде;

 $\phi_u^t(z_u(y_A[1^*t])) = h_u^t(z_u(y_A[1^*t])) - c_u^t(y_u[1^*t]) - c_u^t[1^*t]) - c_u^t[1^*t]$

$$\Phi_{u}(z_{u}(y_{A}[1^{*}t])) = \sum_{t=1}^{T} \delta_{u}(1, t) \phi_{u}^{t}(z_{u}(y_{A}[1^{*}t])) -$$

целевая функция ω_u -центра и ОС в целом с учетом распределения дальновидностей $\delta_u(\cdot)$.

Задачу управления сформулируем как построение системы стимулирования (функций $\{\sigma_{A\cup\Omega}^t\}$ для всех п-центров $(\omega_m\in\Omega)$ и всех агентов $(\alpha_l\in A)$, составляющих OC), оптимизирующей целевую функцию $\Phi_u(y_{A\cup\Omega}[1^*t])$ корневой, ω_u -й, подсистемы:

$$\Phi_{u}(y_{A \cup \Omega}[1^*T]) \to \max_{\{\sigma_{A \cup \Omega}^{I}\} \in \Sigma}.$$
 (11)

Аналогично тому, как это было сделано для ДСОС [1, § 2], построим для м-ДСОС компенсаторную систему стимулирования, оптимальную по затратам ω_u -центра и реализующую заданные действия агентов и п-центров.

4. ДЕКОМПОЗИЦИЯ ИГРЫ АГЕНТОВ В МНОГОУРОВНЕВОЙ МНОГОЭЛЕМЕНТНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЕ

Пусть справедливо предположение $\Pi 1'$. Зафиксируем некоторую допустимую траекторию выхода ОС в целом (ω_u -й подсистемы) $x[1^*t]$ — траекторию *планов по результату* системы в целом. Обозначим как $y_A(x[1^*t])$ траекторию *планов по действиям* — наборы векторов действий агентов, приводящих к траектории — выходу $x[1^*t]$. При справедливости предположения $\Pi 1'$ (аналогично первой части статьи, $[1, \S 2]$) может быть построена наилучшая для центра траектория планов по действиям $y_A(x[1^*t])$ для любой траектории $x[1^*t]$ планов по результату ОС.

Обозначим $Z_i^t(y) \subseteq Z_{l(i)}$ подмножество множества $Z_{l(i)}$ возможных выходов вышестоящей для α_i -го агента $\omega_{l(i)}$ -й подсистемы, $\alpha_i \in B(l(i))$, каждый элемент которого соответствует выходу $z_{l(i)}(t)$ при условии, что i-й агент в t-м периоде выбрал действие y, а остальные агенты и п-центры — любые допустимые для них действия при любых траекториях действий $y_{B(l(i))}[1^*(t-1)]$ всех активных элементов в течение предыдущих периодов, т. е.

$$\begin{split} Z_i^t(y) &= \{z_k(\{y,\,y_{-i}(t),\,y_{\mathrm{B}(l(i))}[1^*(t-1)]\}): \\ \forall y_{-i}(t) &\in \prod_{s \in \mathrm{B}(l(i)),\,s \neq i} Y_s, \\ \forall y_{\mathrm{B}(l(i))}[1^*(t-1)] &\in \prod_{s \in \mathrm{B}(l(i))} (Y_s)^{t-1}\}. \end{split}$$



Для каждой из возможных траекторий выходов $x[1^*t]$ и траекторий $y_A(x[1^*t])$ векторов действий всех α_i -х агентов, $\alpha_i \in A$, построим функцию стимулирования:

$$\hat{\sigma}_{i}^{t}(z_{l(i)}[1^{*}t]) = \begin{cases} c_{i}^{t}(y_{B(l(i))}(z_{l(i)}[1^{*}t])) + u_{i}, z_{l(i)}(t) \in Z_{i}^{t}(y_{i}^{\Pi}(t)), \\ 0, \qquad z_{l(i)}(t) \notin Z_{i}^{t}(y_{i}^{\Pi}(t)). \end{cases}$$
(12)

Для каждой из подсистем $\omega_m \in \Omega$ определим функции $C_m(\cdot)$, выражающие затраты на реализацию траектории выхода подсистемы $z_m[1^*t]$, соответствующего $x[1^*t]$:

$$C_{m}^{t}(y_{A}(x[1*t])) = c_{m}^{t}(y_{A}(x[1*t])) + u_{m} + \sum_{\alpha_{l} \in B(r)} (c_{l}^{t}(y_{A}(x[1*t])) + u_{l}) + \sum_{\alpha_{k} \in B(r)} C_{k}^{t}(y_{A}(x[1*t])),$$

$$(13)$$

а на их основе построим функции стимулирования ω_m -центров:

$$\hat{\sigma}_{m}^{t}(\{\chi, y_{m}[1^{*}(t-1)]\}) =$$

$$= \begin{cases} C_{m}(y_{A}(x[1^{*}t])), \chi = y_{m}^{\Pi}(t), \\ 0, \chi \neq y_{m}^{\Pi}(t), \end{cases}$$
(14)

где χ — фактическое действие ω_m -центра в t-м периоде (система стимулирования, назначенная ω_m -центром всем АЭ в пределах ω_m -й подсистемы).

Покажем, что функции (12)—(14) образуют систему стимулирования, при которой траектории векторов действий агентов и п-центров независимо от их дальновидности составляют иерархию равновесий в каждой из подсистем.

Рассмотрим возможные решения некоторого ω_i -центра в t-м периоде. Пусть $y_{\mathrm{A}\cup\Omega}[1^*(t-1)]$ — некоторая история игры, а $y_{-i}(t)=(y_1(t),...,y_{i-1}(t),$ $y_{i+1}(t),...,y_{|\mathrm{A}\cup\Omega|}(t))$ — обстановка игры для ω_i -центра (рис. 3).

В начале периода ω_i -центр может получить предложение участвовать в деятельности и получать вознаграждение в соответствии с функцией стимулирования $\hat{\sigma}_i^t(\cdot)$ (9) от вышестоящего $l(\omega_i)$ -центра, если все вышестоящие п-центры приняли решение участвовать в ОС, или не получить его (если хотя бы один из вышестоящих п-центров отказался от участия в ОС).

Если ω_i -центр не получает стимулирования, у него нет выбора: он не участвует в ОС и получает резервную полезность u_i .

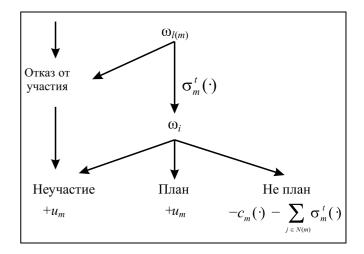


Рис. 3. Возможные решения ω_i -центра в t-м периоде

Если ω_i -центр получает предложение участвовать в ОС на условиях, определяемых соответствующей функцией стимулирования $\sigma_i^t(\cdot)$, у него есть опции:

— назначить систему стимулирования (12)—(14) всем участникам ω_i -й подсистемы, что соответствует его плановому действию $y_i^{\Pi}(t)$, тогда согласно выражению (14) значение его целевой функции

$$f_i^t(\hat{\sigma}_N^t, y_{A \cup \Omega}[1^*t], t) = \hat{\sigma}_i^t(y_i[1^*t]) - c_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) = c_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) + u_i - c_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) = u_i > 0,$$

— отказаться от участия в ОС, тогда значение его целевой функции

$$f_i^t(\hat{\sigma}_N^t, y_{A \cup \Omega}[1^*t]) = u_i > 0,$$

— выбрать действие $s \in Y_i$, отличающееся от планового $s \neq y_i^*(t, x[1^*t])$, тогда согласно выражению (12) значение его целевой функции

$$f_i^t(\hat{\sigma}_N^t, y_{A \cup \Omega}[1^*t]) = \hat{\sigma}_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) - c_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) = 0 - c_i^t(y_{A \cup \Omega}[1^*t]) \le 0.$$

Следовательно, целевая функция п-центра примет вид (совпадающий с формулой (6) из работы [1] с точностью до обозначений):

$$F_{i}(\{\hat{\sigma}_{N}^{t}\}, y_{A \cup \Omega}[1*T]) =$$

$$= u_{i}\Delta_{i} - \sum_{\tau \in \Theta_{i}} \delta_{i}(1, \tau)[u_{i} + c_{i}^{\tau}(y_{A \cup \Omega}[1*\tau])], \quad (15)$$

где Θ_i — множество периодов, в которых ω_i -центр участвовал в ОС, но отклонялся от плановой тра-



ектории $y_i^{\Pi}[1*T]$ — формирования системы стимулирования (12)—(14).

Для каждого из α_i -агентов, повторив выкладки из работы [1, \S 2], можно показать, что целевая функция агента примет вид, с точностью до обозначений совпадающий с формулами (6) и (15):

$$\begin{split} F_i(\{\hat{\sigma}_N^t\}, \ y_{\mathbf{A}}[1^*T]) &= \\ &= u_i \Delta_i - \sum_{\tau \in \Theta_i} \delta_i(1, \, \tau)[u_i + \, c_i^\tau(y_{\mathbf{A}}[1^*\tau])], \end{split}$$

где Θ_i — множество периодов, в которых α_i -агент участвовал в ОС, но отклонялся от плановой траектории $y_i^{\Pi}[1*T]$.

Таким образом, при соблюдении гипотезы благожелательности оптимальная стратегия каждого активного элемента $OC - \omega_i$ -центра и/или α_i -агента — заключается в выборе планового для него действия в каждом периоде, когда он получает контракт от вышестоящего п-центра, независимо от любых иных действий остальных участников. При неполучении контракта он не участвует в игре, а реализует резервную полезность.

По аналогии с доказательством утверждения 1 из работы [1] несложно показать, что никакие затраты, меньшие $C_u^t(y_A(x[1^*t]))$ (см. выражение (13)), не обеспечат реализации траектории $y_A(x[1^*t])$, поэтому справедливо

Утверждение 3. Если выполнено предположение $\Pi 1'$, то система стимулирования (12)—(14) реализует траекторию планов по действию $y_N(x[1*t])$ как РДС игры агентов с минимальными затратами центра на стимулирование. Выигрыши всех агентов в каждом периоде в этом равновесии тождественно равны их резервным полезностям. Затраты центра при этом

$$C(x[1*T]) = \sum_{t=1}^{T} \delta(1, t) \times$$

$$\times \sum_{\alpha_i \in \Lambda; \ \alpha_i \in \Omega} (c_i^t(y_{A \cup \Omega}(x[1*t])) + u_i). \bullet$$
 (16)

В случае справедливости предположения П2' функции стимулирования (12) примут вид (17):

$$\hat{\sigma}_{i}^{t}(y_{A}^{\Pi}[1^{*}t]) = \begin{cases} c_{i}^{t}(y_{B(l(i))}[1^{*}t]) + u_{i}, y_{i}(t) = y_{i}^{\Pi}(t), \\ 0, & y_{i}(t) \neq y_{i}^{\Pi}(t), \end{cases}$$
(17)

и доказательство утверждения 3 может быть повторено с точностью до обозначений, откуда следует

Утверждение 4. Если выполнено предположение $\Pi 2'$, то система стимулирования (13), (14) и (17) реализует траекторию планов по действию $y_N(x[1^*t])$ как РДС игры агентов с минимальными затратами центра на стимулирование. Выигрыши всех агентов в каждом периоде в этом равновесии тождественно равны их резервным полезностям. Затраты центра при этом вычисляются по формуле (16). \blacklozenge

В случае невыполнения гипотезы доброжелательности аналогично тому, как это было сделано для ДСОС в работе $[1, \S 2]$, выражения (12)—(17) должны быть дополнены стимулирующими надбавками по аналогии с выражениями (9) и (10) из работы [1].

Итак, в многоуровневой многоэлементной динамической ОС с ограничением на совместную деятельность агентов в каждой подсистеме в виде технологических сетей для любой осуществимой траектории выхода ОС $z_u[1*T]$ может быть построена компенсаторная система стимулирования, которая:

- реализует как РДС траекторию действий агентов и п-центров,
- декомпозирует задачу по агентам, п-центрам и по периодам,
- обеспечивает гарантированно (по всем возможным дальновидностям агентов и п-центров) минимальные затраты центра $C_u^t(y_A(x[1*t]))$ на реализацию этой траектории, определяемые формулой (16).

Как и для ДСОС, отметим, что при соблюдении предположений П1' или П2' и других условий задачи центру удается построить такую оптимальную систему стимулирования, которая обеспечивает равновесие в доминантных стратегиях игры агентов независимо от их взаимосвязей — технологии м-ДСОС (технологических функций и отображений $Q_m^t(\cdot)$, а также технологических сетей G_m и иерархии Γ).

В Приложении показано, что полученные результаты в детерминированной постановке распространяются на модели ОС, в которых присутствует интервальная или вероятностная неопределенность относительно затрат агентов.

5. ПЛАНИРОВАНИЕ В ДИНАМИЧЕСКИХ СЕТЕВЫХ АКТИВНЫХ СИСТЕМАХ

Общая схема решения задач управления ОС с *побочными платежами* (стимулирование игроком, делающим первый ход, игроков, делающих ход вторыми, в теории иерархических игр в общем случае



называется игрой Γ_2 с побочными платежами [5]) такова [6]: сначала для каждого допустимого вектора действий агентов (или вектора результатов их деятельности) согласно принципам декомпозиции и компенсации затрат агентов решается задача согласования — поиска компенсаторной системы стимулирования, реализующей эти действия/результат с минимальными затратами центра. Затем на втором шаге решается задача оптимального планирования — поиска вектора действий/результатов, реализация которого наиболее выгодна для центра. Отметим, что такая двушаговая схема значительно упрощает решение задач (3) и (11) (в которых необходимо искать функции, позволяющие функционалу, вычисляемому на множестве, зависящем от искомой функции, достичь экстремума), сводя ее к нахождению относительно простой системы стимулирования и решению затем задачи «скалярной» оптимизации.

Доказанные в первой [1] и настоящей частях статей утверждения 1—4 обеспечивают применимость принципа декомпозиции игры агентов в динамических и многоуровневых ОС (в том числе с затратами агентов, характеризующимися неопределенностью). Для решения задач согласованного управления в таких организационных системах остается найти оптимальные планы. Поэтому рассмотрим теперь решение задач оптимального планирования для ДСОС и м-ДСОС.

Построенные в § 2 и 4 компенсаторные системы стимулирования (4), (7) и (12)—(14), (17) позволяют декомпозировать задачи (3) и (11) соответственно по периодам и участникам и свести их к задачам согласованного планирования, что полностью соответствует общей концепции решения задач управления, принятой в теории активных систем [7, 8] и теории управления организационными системами [6]. Укажем алгоритм решения задач (3) и (11).

При справедливости предположения $\Pi 1$ или $\Pi 1$ субъект (центр), осуществляющий управление в ДСОС или м-ДСОС, может решить задачу планирования — найти оптимальный план $x^*[1^*T]$ (траекторию выхода сети), максимизирующий разность между выручкой и суммарными затратами всех агентов с учетом распределения дальновидностей центра:

— для ДСОС:

$$\sum_{t=1}^{T} \delta(1, t) \{h(x[1^*t]) - \sum_{i=1}^{n} (c_i(y_N^*(x[1^*t])) + u_i)\} \to \max_{x[1^*T]}, \quad (18)$$

— для м-ДСОС:

$$\sum_{t=1}^{T} \delta(1, t) \{ h_u(x[1^*T]) - C_u(z_u(x[1^*T])) \} \to \max_{x[1^*T]}.$$
 (19)

При выполнении предположения П2 или П2' задачи планирования имеют вид:

— для ДСОС:

$$\sum_{t=1}^{T} \delta(1, t) \{ h(z_n(y_N[1^*t])) - \sum_{i=1}^{n} (c_i(y_N[1^*t]) + u_i) \} \to \max_{y_N[1^*T]},$$
 (20)

— для м-ДСОС:

$$\sum_{t=1}^{T} \delta(1, t) \{ h_u(z_u(y_N[1*t])) - C_u(z_u(y_N[1*t])) \} \rightarrow \max_{y_N[1*T]}.$$
 (21)

Задачи типа (18)—(21) нетривиальны (могут быть решены численно, а в частных случаях — методом динамического программирования), но для их решения необходимо искать вектор планов, а не вектор-функцию, как в задачах (3) или (11).

Если агенты полностью дальновидны, и центр знает распределения их дальновидностей $\delta_i(1, t)$, он может воспользоваться этим и повысить эффективность своего управления $\Phi(\sigma_N)$, применяя аккордную систему стимулирования. Для ДСОС в случае справедливости предположения $\Pi 1$ аккордная система определяется как

$$\sigma_i^t(z_n[1^*t]) = \\ = \begin{cases} \widetilde{C_i}(z_n[1^*T]), \text{ при } z_n(\tau) \in Z_i^t(y_i^{\Pi}(\tau)) \\ \\ \text{для всех } \tau \in [1,T] \text{ и } t = T, \\ 0, \text{ при } z_n(\tau) \not\in Z_i^t(y_i^{\Pi}(\tau)) \text{ хотя бы для} \\ \\ \text{ одного } \tau \in [1,t] \text{ или } t < T, \end{cases}$$

где
$$\tilde{C}_i(z_n[1^*t]) = \delta_i^{-1}(1, T) \sum_{t=1}^T \delta_i(1, t) (c_i^t(y_N(z_n[1^*t])) +$$

 $+ u_i$), а траектория оптимального плана получена из

условия
$$\left\{\sum_{t=1}^T \delta(1,t) h(x[1^*t]) - \delta(1,T) \sum_{i=1}^n \tilde{C}_i(x[1^*t]) \right\} o$$

 $\rightarrow \max_{x[1*T]}$ и может отличаться от траектории, полу-

 $^{^4}$ И вся эта информация является общим знанием всех игроков.



чаемой из выражения (18) в силу возможных различий распределений дальновидностей центра и агентов. Для м-ДСОС аккордная система может быть получена аналогично.

Дополнительный выигрыш от применения аккордной системы возникает у центра не всегда и зависит от соотношения распределений дальновидностей центра и агентов. В частности, в случае совпадающих распределений дальновидностей (например, $\delta_i(1, t) = \delta(1, t) = \exp(-\alpha(t-1))$, где $\alpha \ge 0$), эффективность управления для обоих случаев совпадает.

Таким образом, задачи оптимального планирования (18) и (21) дополняют решение задач стимулирования — компенсаторные системы стимулирования (4), (7) и (12)—(14), (17) — и обеспечивают решение задач согласованного управления много-элементными динамическими организационными системами (3) и (11).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Обсудим полученные результаты. Отметим, что компенсаторные системы стимулирования, декомпозирующие задачи по агентам и периодам, удалось построить для случая достаточно сложных моделей организационных систем — одновременно много-элементных и динамических.

Основная особенность постановок задачи, позволившая это сделать, заключается в предположении П1 о взаимной однозначности технологических функций относительно действий агентов и результатов их предшественников в текущем периоде (или в предположении П2 о полной наблюдаемости центром действий агентов). Это позволяет не только последовательно по периодам строить желательные траектории действий агентов в зависимости от траектории плана по «выходу всей ОС», но также контролировать действия агентов, наблюдая только лишь фактические значения «выхода всей ОС». Поэтому в условиях таких жестких технологических зависимостей, условно говоря, стимулирование за результат эквивалентно стимулированию за действие. Также заметим, что все приведенные выкладки и полученные результаты допускают расширение на случай, когда множества возможных значений действий агентов и их результатов Y_i и Z_i изменяются во времени и зависят от предыдущих действий всех агентов известным образом.

Интересная особенность полученных решений состоит в том, что жесткие технологические зависимости позволили декомпозировать задачу не только по агентам, но и по периодам. Возмож-

ность такой декомпозиции обычно характерна для прямо противоположного случая — полного отсутствия связей: независимых агентов и несвязанных периодов. Здесь же возможность декомпозиции обеспечена именно благодаря взаимной однозначности обобщенной технологии деятельности агентов.

Отметим также существенную практическую значимость полученных результатов. Рассмотренная постановка согласованного управления иерархической совокупностью организационных систем, технологически связанных между собой, естественным образом отражает проблему управления бизнесом современных крупных предприятий, который требует организации кооперации и управления десятками тысяч относительно автономных бизнес-элементов, часть из которых, в свою очередь, являются предприятиями. Важно, что получены результаты как в детерминированной постановке, так и для моделей ОС, в которых затраты участников характеризуются неопределенностью, допускающей интервальное или вероятностное представление.

Доказанные в работе утверждения разделяют математические модели и методы управления сложными (многоэлементными, многоуровневыми динамическими) организационными системами, с одной стороны, на теоретико-игровые задачи, учитывающие активность участников ОС, и, с другой стороны, — на оптимизационные задачи планирования (в том числе распределения ресурсов). Независимость систем стимулирования и от технологических графов, и от технологических функций позволяет рассматривать отдельно задачи управления технологией деятельности. Все это позволяет корректно структурировать единую проблему управления на три группы математических моделей и задач (поиск технологии, планирование и стимулирование) и решать их по отдельности, учитывая взаимосвязи.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Модели ОС, в которых присутствует неопределенность относительно затрат агентов

Рассмотрим модели организационных систем, в которых затраты агентов характеризуются интервальной или вероятностной неопределенностью. Данные модели имеют большое прикладное значение, так как на практике реализация любой, даже многократно повторяющейся деятельности связана с возможностью наступления априори неопределенных событий, порождаемых как факторами внешней среды, так и особенностями субъекта и/или предмета в конкретные моменты времени [4]. При этом деятельность, как правило, выполняется до достижения априори поставленной цели, а на-



ступление событий неопределенности вызывает неопределенность затрат субъекта (по достижению цели). Распространим приведенные в первой [1] и второй частях статьи результаты на ОС с неопределенными затратами агентов, причем будем рассматривать одновременно постановки и ДСОС (§ 1 и 2), и м-ДСОС (§ 3 и 4).

Будем считать имеющими место все обозначения и определения величин, множеств, функций и функционалов $t, z_i(\cdot), y_i(\cdot), u_i, Y_i, Z_i, D, N(\cdot), E(\cdot), A(\cdot), \Omega(\cdot), B(\cdot), Q_i^t(\cdot), \sigma_i^t(\cdot), \delta(\cdot), f_i^t(\cdot), F_i(\cdot), \phi_u^t(\cdot), C(\cdot), \Phi(\cdot),$ введенные в § 1—4, кроме функции затрат $c_i^t(\cdot)$. Размер затрат, требуемых от каждого i-го агента и/или п-центра для выбора и реализации действия в любом периоде t, будем считать неопределенным на момент принятия участниками ОС решений и обозначать через $\tilde{c}_i(t)$. Предполагаем, что апостериори затраты становятся известными агентам, но остаются неизвестными центрам (если апостериори затраты известны центрам, то задача сводится к детерминированному случаю, рассмотренному в § 1—4).

Интервальная модель неопределенности. Пусть для затрат справедливы условия:

$$\forall t, i: c_i^t(y_N[1^*t]) \ge \tilde{c}_i(t), \tag{22}$$

т. е. будем считать, что фигурирующие в моделях (см. § 1—4) функции $c_i^t(\cdot)$: $\prod_{k\in N}(Y_k)^t \to \mathfrak{R}^1_+$ задают максимальные значения возможных затрат i-го агента и/или п-центра по выбору и реализации действия в любом периоде t.

Если функции $c_i^l(\cdot)$ и неравенства (22) являются общим знанием всех участников ОС на момент выбора ими действий в каждом периоде, то неопределенность затрат может быть устранена с помощью метода гарантированного результата.

Задача управления в этом случае будет заключаться в формировании системы стимулирования $\{\sigma_N^t\}$, имеющей максимальную гарантированную эффективность — обеспечивающую максимум целевой функцией центра $\Phi(\cdot)$ при наихудших значениях затрат $\zeta_i(\cdot)$ всех агентов и п-центров во всех периодах:

$$\min_{\{\varsigma_i(\,\cdot\,)\}}\{\Phi(\{\sigma_N^t\})\} o\max_{\sigma_N^t}$$
 для ДСОС,

$$\min_{\{\varsigma_i(\,\cdot\,)\}}\{\Phi_u(y_{\mathsf{A}\cup\Omega}[1^*T])\}\to \max_{\{\sigma_{\mathsf{A}\cup\Omega}^I\}\;\in\;\Sigma}\quad\text{для м-ДСОС}.$$

Логические построения и выкладки, изложенные выше, могут быть повторены с точностью до формулировок и семантики функций $c_i^t(\cdot)$, и таким образом можно сформулировать ряд утверждений, идентичных утверж-

дениям 1-4 и определяющих системы стимулирования $\{\sigma_N^t\}$, совпадающие с выражениями (4), (7), (12)—(14) и (17) с учетом того, что функции $c_i^t(\cdot)$ имеют смысл максимальных значений затрат. Данные системы стимулирования реализуют траектории планов по действию как РДС игры агентов с минимальными затратами центра на стимулирование. Выигрыши всех агентов в каждом периоде в этих равновесиях будут не меньше их резервных полезностей, а затраты центра будут определяться соответствующими выражениями (5), (8), (16).

Вероятностная модель неопределенности. Пусть затраты $\tilde{c}_i(t)$ для всех t и i допускают вероятностное описание — представление их как случайных величин с некоторыми функциями распределения $F_c(\cdot; y_N[1*t])$, зависящими от $y_N[1*t]$ как от параметров, такими, что

$$E[\tilde{c}_i(t)] = \int_z z dF_c(z, y_N[1^*t]) = c_i^t(y_N[1^*t]), \qquad (23)$$

т. е. фигурирующие в моделях (см. § 1—4) функции $c_i^t(\cdot)$: $\prod_{k \in N} (Y_k)^t \to \mathfrak{R}_+^1 \text{ определяют математические ожидания затрат } i$ -го агента и/или п-центра по выбору и реализации действия в любом периоде t.

Если функции $c_i^{\it r}(\cdot)$ (знание самих функций распределения $F_c(\cdot; y_N[1^*t])$ не является необходимым) и условия (23) являются общим знанием всех участников ОС на момент выбора ими действий в каждом периоде, то неопределенность относительно затрат может быть устранена с помощью принципа ожидаемой полезности (см. также сноску⁴).

Предполагаем, что агент выбирает свое действие, не зная его априори и исходя как бы из того, что реализуется некоторое ожидаемое значение функции затрат. При этом в отдельных случаях (в зависимости от реализовавшегося значения случайного параметра) поощрение может не компенсировать реализовавшиеся затраты для выбранного агентом действия, а в отдельных случаях — превышать эти затраты. Агент в этом случае считает, что на достаточно длинном интервале времени эти расхождения компенсируются, и в среднем реализуется математическое ожидание функции затрат по случайному параметру.

Задача управления в этом случае будет поставлена как формирование системы стимулирования $\{\sigma_N^t\}$, имеющей максимальную эффективность — обеспечивающей максимум математического ожидания целевой функцией центра:

$$E[\Phi(\{\sigma_N^t\})] o \max_{\sigma_N^t}$$
 для ДСОС,

$$E[\Phi_u(y_{\mathbf{A}\cup\Omega}[1^*T])] o \max_{\{\sigma_{\mathbf{A}\cup\Omega}'\}\in\Sigma}$$
 для м-ДСОС.

Логические построения и выкладки, изложенные в $\S 1-4$, могут быть повторены с точностью до формулировок и семантики функций $c_i'(\cdot)$, т. е. можно сформулировать ряд утверждений, идентичных утверждени-

⁵ Модели ОС с асимметричной информированностью участников, рассматриваемые теорией контрактов (например, [9—11]) и теорией управления организационными системами [6], безусловно, представляют большой интерес, однако в данной работе не рассматриваются, являясь предметом дальнейших исследований.



ям 1-4 и определяющих системы стимулирования $\{\sigma_N^t\}$, совпадающие с утверждениями (4), (7), (12)—(14) и (17) с учетом, что функции $c_i^t(\cdot)$ имеют смысл математических ожиданий затрат. Такие системы стимулирования реализуют траектории планов по действию как РДС игры агентов с минимальными затратами центра на стимулирование. Математические ожидания выигрышей всех агентов в каждом периоде в этом равновесии будут равны их резервным полезностям, а затраты центра будут определяться соответствующими выражениями (5), (8), (16).

ЛИТЕРАТУРА

- 1. *Белов М.В.* Согласованное управление многоэлементными динамическими организационными системами. Ч. 1. Динамическая организационная система в составе одного центра и множества агентов // Проблемы управления. 2020. № 1. С. 39—47. [*Belov, M.V.* Incentive-compatible Control in Dynamic multi-agent systems. Part 1. Contracts in dynamic system with one principal and multiple agents // Control Sciences. 2020. No. 1. P. 38—47. (In Russian)]
- 2. Новиков Д.А. Механизмы функционирования многоуровневых организационных систем. М.: Фонд «Проблемы управления», 1999. 161 с. [Novikov, D.A. Mekhanizmy funktsionirovaniya mnogourovnevykh organizatsionnykh sistem. Moscow: Fond «Problemy upravleniya», 1999. 161 s. (In Russian)]
- Бурков В.Н., Горгидзе И.А., Ловецкий С.Е. Прикладные задачи теории графов. Тбилиси: ВЦ АН ГССР, 1974. 232 с. [Burkov, V.N., Gorgidze, I.A., Lovetskii, S.E. Prikladnye zadachi teorii grafov. Tbilisi: VTs AN GSSR, 1974. 232 s. (In Russian)]
- Белов М.В., Новиков Д.А. Методология комплексной деятельности. М.: Ленанд, 2017. 310 с. [Belov, M.V., No-

- *vikov, D.A.* Metodologiya kompleksnoi deyatel'nosti. Moscow: Lenand, 2017. 310 s. (In Russian)]
- Гермейер Ю.Б. Игры с непротивоположными интересами. М.: Наука, 1976. 327 с. [Germeier, Yu.B. Igry s neprotivo-polozhnymi interesami. Moscow: Nauka, 1976. 327 s. (In Russian)]
- Новиков Д.А. Теория управления организационными системами: 3-е изд. М.: Физматлит, 2012. 604 с. [Novikov, D.A. Teoriya upravleniya organizatsionnymi sistemami: 3-е izd. Moscow: Fizmatlit, 2012. 604 s. (In Russian)]
- 7. Ашимов А.А., Бурков В.Н., Джапаров Б.А., Кондратьев В.В. Согласованное управление активными производственными системами. М.: Наука, 1986. 248 с. [Ashimov, A.A., Burkov, V.N., Dzhaparov, B.A., Kondrat'ev, V.V. Soglasovannoe upravlenie aktivnymi proizvodstvennymi sistemami. Moscow: Nauka, 1986. 248 s. (In Russian)]
- 8. Бурков В.Н., Кондратьев В.В. Механизмы функционирования организационных систем. М.: Наука, 1981. 384 с. [Burkov, V.N., Kondrat'ev, V.V. Mekhanizmy funktsionirovaniya organizatsionnykh sistem. Moscow: Nauka, 1981. 384 s. (In Russian)]
- 9. Подколозина Е.А., Рябинина А.Ю., Юдкевич М.М. Основы теории контрактов: Модели и задачи. М.: ГУ ВШЭ, 2002. 352 с. [Podkolozina, E.A., Ryabinina, A.Yu., Yudkevich, M.M. Osnovy teorii kontraktov: Modeli i zadachi. Moscow: GU VShE, 2002. 352 s. (In Russian)]
- Bolton, P., Dewatripont, M. Contract Theory. Cambridge: MIT Press, 2005. — 740 p.
- 11. *Salanie*, *B*. The Economics of Contracts. Cambridge: MIT Press, 2005. 224 p.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.Н. Бурковым.

Поступила в редакцию 11.02.2019, после доработки 26.09.2019. Принята к публикации 24.10.2019.

Белов Михаил Валентинович — д-р техн. наук, компания ИБС, г. Москва, ⊠ mbelov59@mail.ru.

INCENTIVE-COMPATIBLE CONTROL IN DYNAMIC MULTI-AGENT SYSTEMS.

Part 2. Contracts in dynamic hierarchical multi-agent system

M.V. Belov

IBS company, Moscow, Russia ⊠ mbelov59@mail.ru

Abstract: The results obtained in the Part 1 of the paper are extended to a multi-level dynamic multi-agent system, as well as to the case of uncertain agent costs. It has been proved that for any admissible trajectory of results, a coordinated compensatory incentive system can be constructed that implements (as an equilibrium in dominant strategies) the trajectory of the agents leading to the desired trajectory of results; decomposes the control task by agents and by time periods; provides guaranteed (for all possible far-sighted agents) minimum costs of the governing body of the principal for the implementation of this trajectory of results. It is shown that in such incentive systems, the values of payments depend only on the corresponding values of the cost functions, which, in turn, indirectly take into account the technological functions, network structure and active system structure as a whole. The problem of optimal planning is posed and an algorithm for solving it is indicated.

 $\textbf{Keywords:} \ contract \ theory, \ incentive \ problem, \ dynamic \ hierarchical \ multi-agent \ system.$

УДК 004.724.2 + 004.272.43

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.5

РАСШИРЕНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ СИСТЕМНОЙ СЕТИ «АНГАРА»

В.С. Подлазов, М.Ф. Каравай

Рассмотрен способ расширения возможностей системной сети «Ангара» благодаря совместному применению собственных 24-портовых маршрутизаторов и рыночных «хабов» 1×3 и 1×4. Способ основан на применении сетей с топологией квазиполных графов, построенных в расширенном элементном базисе, состоящем из коммутаторов (маршрутизаторов) и хабов дуплексных каналов. Эти сети лежат в основе метода инвариантного расширения произвольных сетей, сохраняющего задержки передачи расширяемых сетей и наращивающего число их абонентов. Этим методом из маршрутизаторов сети «Ангара» построен распределенный расширенный маршрутизатор, и на его основе построены сети со структурой 1, 2, 3, 4-мерных торов либо содержащие существенно большее число абонентов при одинаковом диаметре сети, либо имеющие меньший диаметр при одинаковом числе абонентов по сравнению с сетью «Ангара». Фактически рассмотренный способ дал возможность увеличить число процессоров, сократить диаметр и повысить канальную отказоустойчивость сети.

Ключевые слова: системные сети суперкомпьютеров, сеть «Ангара», сети с топологией квазиполных графов, инвариантное расширение сетей, число абонентов сети и диаметр сети, масштабирование и быстродействие.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время используется небольшое число базовых структур системных сетей суперкомпьютеров — сложенная сеть Клоза, толстое дерево, многомерный тор, обобщенный гиперкуб и двухуровневая склейка полных графов. Среди них нет идеальных — выбор той или иной структуры сразу задает и ряд ее ограничений-недостатков. Так, сети с топологией *D*-мерных торов наименее сложные по схемным затратам, но обладают наибольшими задержками передачи данных. Поэтому разработка методов устранения недостатков выбранной структуры в рамках ее базовых возможностей является актуальной задачей совершенствования современных системных сетей. Она представляет собой задачу проектного управления характеристиками сети с целью улучшения (даже оптимизации) функционально важных ее характе-

Системные сети современных суперкомпьютеров строятся на базе многопортового маршрутизатора — единого однокристального 48-портового

маршрутизатора *YARC* для 3-мерного тора *Gemini* и для 4-мерного обобщенного гиперкуба *Dragonfly* фирмы CRAY [1, 2]. При этом наблюдается тенденция перехода на топологию гиперкуба как сети с меньшим диаметром и большим быстродействием.

В России в настоящее время нет таких маршрутизаторов. Имеется функционально полный однокристальный маршрутизатор сети «Ангара» с 8-ю дуплексными портами [3]. Он предназначен для построения системной сети в виде 4-мерного тора с числом узлов $R = 4 \ K$ и диаметром $D = 16 \ \text{скач}$ ков. Потом было заявлено о возможности иметь на нем $R = 16 \div 32 \ K$ процессоров. Если это увеличение достигается путем удвоения числа узлов в измерениях, то оно понижает быстродействие сети как из-за увеличения диаметра до D = 32, так и изза увеличения задержек в очередях к кольцам, так как отдельное кольцо параллельно пропускает при равномерном трафике в среднем не более 8 пакетов [4]. В других торах [1] последняя проблема снимается благодаря применению параллельных колец в каждом измерении.



Таблица 1 Характеристики сети «Ангара» в формате R/D (число узлов/диаметр)

Число маршрутизаторов в измерении	2	8	16
1-мерная решетка	40/6	128/11	256/19
1-мерный тор 2-мерный тор	32/6 32/6	128/8 502/13	256/12 2048/21
2 mephani rep	02,0	002,10	20 10/21

В работе [5] было предложено создавать сборные маршрутизаторы с большим числом портов путем сцепления нескольких (двух) маршрутизаторов. Для сети «Ангара» этот подход был реализован при создании однокорпусного 24-портового маршрутизатора [6—8] путем сцепления четырех 8-портовых маршрутизаторов. Применение такого маршрутизатора резко упрощает построение сетей самых разных размеров — от десятков процессоров до нескольких их тысяч (в топологии 1-мерной решетки, 1-мерного или 2-мерного тора). В таком виде сеть «Ангара» считается базовой сетью для построения отечественных суперкомпьютеров.

Заметим, что 24-портовый маршрутизатор имеет внутренний диаметр в 4 скачка: 1 скачок от входного порта до соединительного порта в 8-портовом маршрутизаторе, 2 скачка между 8-портовыми маршрутизаторами и 1 скачок от соединительного порта до выходного порта. Однако в сети для связи между 24-портовыми маршрутизаторами применяются 4 дуплексных канала: между заданными 8-портовыми маршрутизаторами. Это делает проходную задержку равной 1 скачку.

В табл. 1 представлены типовые структуры сети «Ангара» и их характеристики. Видно, что решетку разумно применять только в минимальном варианте, а торы, наоборот, в вариантах со многими маршрутизаторами. Заметим, что 3-мерный тор на базе 24-портового коммутатора уже не может быть создан из-за недостаточного числа портов, что делает невозможным дальнейшее увеличение числа процессоров в сети «Ангара» без увеличения числа узлов в кольцах и задержек передачи по ним.

Спектр характеристик сети «Ангара» можно существенно расширить, если воспользоваться внешней сцепкой 24-портовых маршрутизаторов с «хабами» 1×3 ; 8-портовый маршрутизатор одновременно является и «хабом» 1×3 . Однако проще применять «хабы» в виде имеющихся на рынке разветвителей 1×3 или 1×4 дуплексных каналов интерфейса PCI-express. В идеальном случае «хаб» размещается на материнской плате процессора, т. е. применяется абонент сети с внутренним «хабом».

В настоящей статье рассматриваются два подхода к расширению возможностей сети «Ангара»: подход снизу — путем расширения 24-портового маршрутизатора и подход сверху — путем расширения исходной сети. При этом рассматриваются разные критерии формирования структуры сети — по минимальному диаметру, по максимальному числу абонентов и по сложности сети, выраженной в числе 24-портовых маршрутизаторов. Считается, что «хаб» имеет диаметр в 1 скачок — на пути к процессору.

1. ИНВАРИАНТНОЕ РАСШИРЕНИЕ ПРОИЗВОЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрим задачу инвариантного расширения произвольной системной сети (СС) [9]. Пусть имеется исходная СС (рис. 1), объединяющая K абонентов — ИсхC(K). Необходимо построить расширенную сеть РасC(R), объединяющую R > K абонентов, которая состоит из копий сетей ИсхC(K), имеющих непересекающиеся наборы абонентов, и сохраняет ее маршрутные свойства.

Например, сеть (см. рис. 1) можно расширить, увеличив число абонентов втрое и число портов каждого абонента вдвое и сохранив как инвариант возможность соединения между любыми двумя абонентами только через одну сеть UcxC(K). Для этого потребуются три копии сети UcxC(K) и каждого абонента подсоединить к двум разным копиям сети UcxC(K). Конкретные схемы соединений при заданных числе портов абонента m и исходной сети K рассматриваются далее. Заметим, что маршрутные свойства расширенной сети остались такими же, как в исходной сети.

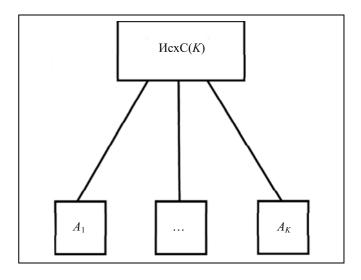


Рис. 1. Исходная произвольная сеть на K абонентов с одним портом у каждого абонента



В данной работе маршрутные свойства — это способы маршрутизации пакетов данных, которые обеспечивают минимальные их задержки при передаче (минимальный диаметр) и максимальное число абонентов сети (процессоров).

Решение задачи расширения сети ищется путем увеличения числа портов у абонентов до m > 1и применения нескольких копий сети ИсхC(K), имеющих разные наборы абонентов. Конкретно, решением является расширенная сеть PacC(R), имеющая структуру двудольного графа, в котором все N(m) узлов одной доли имеют одинаковые степени K, а все R узлов другой доли — одинаковые степени m. Здесь функция N(m) еще не задана, и она определяется далее. Ребра между узлами разных долей проводятся так, что между любыми двумя узлами одной доли имеются только пути длины 2, каждый из которых проходит через один узел другой доли. Таких путей должно быть не менее $\sigma \ge 1$, и все они должны проходить через разные узлы другой доли.

В расширенной сети PacC(R) копии UcxC(K) трактуются как вершины одной доли двудольного графа, абоненты с m дуплексными портами — как вершины другой его доли, а дуплексные каналы между ними — как его ребра. Иначе говоря, PacC(R) — это сеть, к которой подсоединено R абонентов и которая состоит из N копий UcxC(K), к каждой из которых подсоединено точно K разных абонентов, и каждый абонент подсоединен к m копиям UcxC(K), и каждый абонент соединяется с любым другим абонентом не менее чем через $\sigma \ge 1$ разных копий UcxC(K).

Из приведенного описания следует, что в сети $\operatorname{PacC}(R)$ любые два абонента соединены друг с другом через одну сеть $\operatorname{ИcxC}(K)$. Это означает сохранение в сети $\operatorname{PacC}(R)$ маршрутных свойств сети $\operatorname{ИcxC}(K)$, которые оказываются инвариантом рассмотренного метода расширения. В частности, задержки доставки пакетов данных в сети $\operatorname{PacC}(R)$ оказываются практически неизменными. Кроме того, такое расширение может при $\sigma > 1$ обеспечить и канальную отказоустойчивость сети $\operatorname{PacC}(R)$ или, наоборот, повысить ее удельную (на один процессор) пропускную способность.

В простейшем двудольном графе выбирается K = m и R = N(m). Если при этом значение m выбирается минимальным, при котором между любыми двумя вершинами одной доли существует точно σ путей длины 2, то такой двудольный графмы называем минимальным квазиполным графом.

Здесь возникает два вопроса: существуют ли квазиполные графы и как их построить? Ответ на первый дает комбинаторика, которая давно изучает такие объекты, как симметричные блок-схемы,

изоморфные минимальным квазиполным графам [9, 10]. К сожалению, полного ответа на второй вопрос комбинаторика не дает, и в работе [11] рассматривается ряд способов построения некоторых симметричных блок-схем.

Необходимое условие существования квазиполных графов задается выражением $N=m(m-1)/\sigma+1$ [10].

В математической теории блок-схемы строятся как оптимальные объекты с максимальным N при заданных m и σ и минимальным числом связей между ее частями. Поэтому все расширения исходной сети с помощью минимальных квазиполных графов являются оптимальными по числу абонентов и по уровню задержек в передачах между абонентами. Правда, эта оптимизация достигается путем увеличения сложности сети. Это ожидаемый результат, так как из трех противоречивых параметров сети (числа узлов, задержек передачи и сложности сети) можно оптимизировать только два.

Сеть PacC(N) со схемой минимального квазиполного графа называется простейшей СС и обозначается как $\Pi PC(N, m, \sigma)$. Например, табл. 1 задает также межсоединения в $\Pi PC(7, 3, 1)$. На рис. 2 изображена схема $\Pi PC(7, 3, 1)$ в виде минимального квазиполного графа.

Табл. 3 задает ПРС(7, 4, 2) с σ = 2 разными путями между любыми двумя абонентами. На рис. 3 изображена схема этой расширенной СС в виде минимального квазиполного графа, жирными ребрами выделены разные пути между двумя парами абонентов, отмеченных разными заливками.

Задача построения расширенной сети PacC(R) решается следующим образом. Увеличивается чис-

 $\label{eq:Tadinuqa} {\it Tadinuqa~2}$ Межсоединения в квазиполном графе при $\it m$ = 3 и $\it \sigma$ = 1

Копии ИсхС(3)	Абоненты			
1	1	7	5	
2	2	1	6	
3	3	2	7	
4	4	3	1	
5	5	4	2	
6	6	5	3	
7	7	6	4	



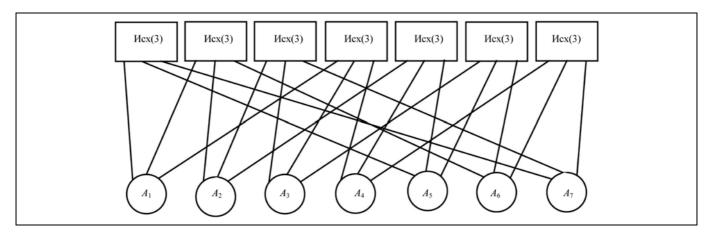


Рис. 2. Схема ПРС(7, 3, 1) в виде минимального квазиполного графа

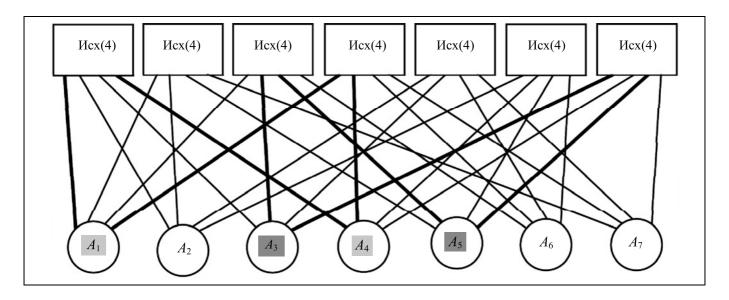


Рис. 3. Схема ПРС(7, 4, 2) в виде минимального квазиполного графа

ло дуплексных портов абонента до m. Берется N копий $\operatorname{UcxC}(K)$ с K=rm, и к ним подсоединяется R=rN абонентов так, что каждый абонент соединяется с любым абонентом последовательно только через одну копию $\operatorname{UcxC}(K)$, и любая пара абонентов соединяется через σ разных сетей $\operatorname{UcxC}(K)$.

 $\label{eq:Tadauua} {\it Tadauua} \ {\it 3}$ Межсоединения в простейшей СС при $\it m$ = 4 и $\it \sigma$ = 2

Копии ИсхС(4)	Абоненты			
1 2 3 4 5	1 1 1 1 2	2 2 3 4 3	3 5 5 6 6	4 7 6 7 7
6	2	4	5	6

Таблица межсоединений PacC(R) формируется следующим образом. Различные копии UcxC(K) размещены по портам в N строках таблицы, а различные $\Pi PC(N, m, \sigma)$ — в прямоугольных областях таблицы шириной в m столбцов. В табл. 4 приведен пример расширения сети UcxC(9) в сеть PacC(21) на базе сети $\Pi PC(7, 3, 1)$.

По построению в сети $\operatorname{PacC}(R)$ любые два абонента, номера которых не совпадают по $\operatorname{mod} N$, соединены друг с другом последовательно только через одну копию $\operatorname{UcxC}(K)$ и используют только ее маршрутные свойства. Наоборот, любые два абонента, номера которых совпадают по $\operatorname{mod} N$, соединены друг с другом последовательно через m разных копий $\operatorname{UcxC}(K)$. Эти свойства обеспечивают сохранение в сети $\operatorname{PacC}(R)$ маршрутных свойств сети $\operatorname{UcxC}(K)$. При этом образуются N подмно-

50



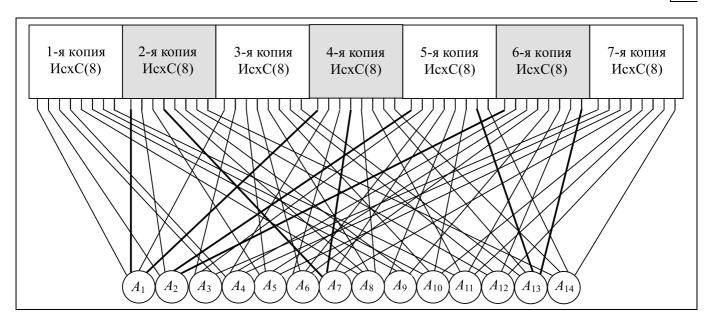


Рис. 4. Схема сети РасС(14) в виде двудольного графа

жеств по r абонентов, с увеличенной в m раз пропускной способностью в сети PacC(R) между ними.

Аналогично, в табл. 5 приведен пример расширения сети McxC(8) в сеть PacC(14) на базе сети $\Pi PC(7, 4, 2)$. Схема сети Pac(14) представлена на рис. 4.

2. РАСШИРЕНИЕ СНИЗУ

Простейшая сеть «Ангара» (минимальная 1-мерная решетка) состоит из $M_1=2$ 24-портовых маршрутизаторов, объединяет $N_1=40$ процессоров, имеет диаметр $D_1=5$ скачков и сложность $S_1=M_1$.

Расширим описанным выше методом 24-портовый маршрутизатор до 56-портового маршрутизатора с $n_1 = 56$ абонентами путем применения «хабов» 1×3 (рис. 5). Он имеет диаметр $d_1 = 3$ скачка и содержит $m_1 = 7$ 24-портовых маршрутизаторов и 56 «хабов». В дальнейшем рассматривается идеальный случай размещения «хабов» внутри абонентов. Поэтому принимаем, что расширенный маршрутизатор имеет сложность $s_1 = m_1$.

Для организации связи между такими маршрутизаторами в одномерном торе исключаются абоненты *1*, *15*, *29*, *43* и *2*, *16*, *30*, *44*, а их 24 порта используются для связи слева и справа. При этом число подключаемых абонентов уменьшается на 8 (до 48). В двумерном торе дополнительно используются порты абонентов *8*, *22*, *36*, *50* и *9*, *23*, *37*, *51*, а их 24 порта используются для связи сверху и снизу. Опять число подключаемых абонентов уменьшается еще на 8 (до 40).

Таблица 4 Межсоединения в сети РасС(21), состоящей из семи копий ИсхС(9) со встроенными в них тремя копиями ПРС(7, 3, 1)

		Порты копий ИсхС(9)							
Копии ИсхС(9)	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	1-	-я ПР	' C	2-	-я ПР	C	3-	-я ПР	C
1	1	7	5	8	14	12	15	21	19
2	2	1	6	9	8	13	16	15	20
3	3	2	7	10	9	14	17	16	21
4	4	3	1	11	10	8	18	17	15
5	5	4	2	12	11	9	19	18	16
6	6	5	3	13	12	10	20	19	17
7	7	6	4	14	13	11	21	20	18

Tаблица 5 Межсоединения в сети РасС(14), состоящей из семи копий ИсхС(8) со встроенными в них двумя копиями ПРС(7, 4, 2)

	Порты копий ИсхС(8)							
Копии ИсхC(8)	1	2	3	4	5	6	7	8
			1-я ПРС (7, 4, 2)			я ПРС	C (7, 4,	2)
1	1	2	3	4	8	9	10	11
2	1	2	5	7	8	9	12	14
3	1	3	5	6	8	10	12	13
4	1	4	6	7	8	11	13	14
5	2	3	6	7	9	10	13	14
6	2	4	5	6	9	11	12	13
7	3	4	5	7	10	11	12	14



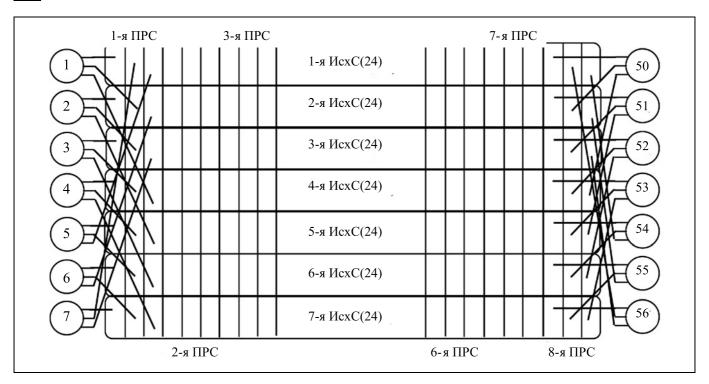


Рис. 5. Схема построения сети РасС(56) из семи копий ИсхС(24) со встроенными в них восемью копиями ПРС(7, 3, 1)

Составим кольцо (1-мерный тор) с «хабами» из m_2 56-портовых маршрутизаторов. Оно имеет диаметр в $d_2 = m_2/2 + 5$ скачков, объединяет $n_2 = 48m_2$ абонентов и имеет сложность $s_2 = 7m_2$.

Аналогичное кольцо сети «Ангара» состоит из M_2 24-портовых маршрутизаторов, имеет диаметр $D_2=M_2/2+4$ скачков, объединяет $N_2=16M_2$ процессоров и имеет сложность $S_2=M_2$.

При $m_2 = M_2$ получаем, что $n_2 = 3N_2$, $d_2 = D_2 + 1$ и $s_2 = 7S_2$, т. е. сеть с «хабами» содержит в 3 раза большее число абонентов, имеет почти равный диаметр и в семь раз большую сложность.

При равном числе процессоров $n_2=N_2$ получаем, что $m_2=M_2/3$, $d_2\approx D_2/3+3,7$ и $s_2=7S_2/3$, т. е. сеть с «хабами» имеет несколько меньший диаметр, но и в 2,3 раза большую сложность. Размер диаметра более точно определяется при задании M_2 . При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx 6,3$. При $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx 7,7$.

Наконец, при одинаковой сложности $s_2=S_2$ получаем, что $m_2=M_2/7$ $d_2\approx D_2/7+4,24$ и $n_2=48M_2/7=3N_2/7$, т. е. сеть с «хабами» имеет несколько меньший диаметр, но и содержит в 2,3 раза меньшее число абонентов. При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx5,7$. При $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx6,76$.

Составим теперь 2-мерный тор с «хабами» из m_3 56-портовых маршрутизаторов в каждом измерении. Он имеет диаметр в $d_3=m_3+6$ скачков, объединяет $n_3=40\,m_3^2$ абонентов и имеет сложность $s_3=7\,m_3^2$.

Аналогичный 2-мерный тор сети «Ангара» из M_3 24-портовых маршрутизаторов в каждом измерении имеет диаметр $D_3=M_3+5$ скачков, объединяет $N_3=8\,M_3^2$ процессоров и имеет сложность $S_3=M_3^2$.

При $m_3 = M_3$ получаем, что $d_3 = D_3 + 1$, $n_2 = 5N_3$ и $s_3 = 7S_3$, т. е. сеть с «хабами» при почти равном диаметре содержит в 5 раз большее число абонентов, но и имеет в 7 раз большую сложность.

При равном числе процессоров $n_3 = N_3$ получаем, что $m_3 = M_3/\sqrt{5} = M_3/2,2$, $d_3 = D_3/2,2 + 4,7$ и $s_3 = 7m_3^2 = 7S_3/5$, т. е. сеть с «хабами» имеет несколько меньший диаметр, но и в 7/5 раз большую сложность. Размер диаметра более точно определяется при задании M_3 . Если $M_3 = 8$ и $D_3 = 13$, то $d_3 \approx 8,1$. Если же $M_3 = 16$ и $D_3 = 21$, то $d_3 \approx 11,7$.

Наконец, при одинаковой сложности $s_3=S_3$ получаем, что $m_3=M_3/\sqrt{7}$, $d_3=D_3/2,6+4,9$ и



 $n_3=40(M_3/\sqrt{7}~)^2=5N_3/7$, т. е. сеть с «хабами» имеет несколько меньший диаметр и содержит в 7/5 раз меньшее число процессоров. Если $M_3=8$ и $D_3=13$, то $d_3\approx 9,9$. Если же $M_3=16$ и $D_3=21$, то $d_3\approx 13$.

В табл. 6 сравниваются характеристики сети «Ангара» с «хабами» 1×3 и без них. Расширенный маршрутизатор сравнивается с минимальной 1-мерной решеткой. Видно, что диаметр сети можно уменьшить, а число абонентов увеличить в несколько раз путем некоторого увеличения сложности сети.

Дальнейшее улучшение характеристик сети можно получить благодаря применению расширенного маршрутизатора в 3- и 4-мерных торах. Сеть «Ангара» не может иметь топологию 3-мерного тора, так как в ней не хватает портов.

Для организации связи между расширенными маршрутизаторами в 3-мерном торе исключаются еще 8 абонентов, а их 24 порта используются для связи вперед и назад. При этом число подключаемых абонентов уменьшается еще на 8 (до 32).

Составим теперь 3-мерный тор из m_4 расширенных маршрутизаторов в каждом измерении. Он имеет диаметр $d_4=3m_4/2+7$ скачков и объединяет $n_4=32\,m_4^3$ абонентов.

Таблица 6

Сравнительные характеристики сети «Ангара»
с внутренними «хабами» при расширении снизу

Исходная сеть «Ангара»	D	N	S	s = S/N
Расширенный маршрутизатор	D/2	7 <i>N</i> /3	7 <i>S</i> /2	3 <i>s</i> /2
1-мерный тор с расширенным маршрутизатором	$M_2 = m_2$ $D+1$ $\sim D/3 + 3.7$ $\sim D/7 + 4.2$	3N N 3N/7	7 <i>S</i> 7 <i>S</i> /3 <i>S</i>	7s/3 7s/3 7s/3
2-мерный тор с расширенным маршрутизатором	$M_3 = m_3$ D+1 $\sim D/2, 2+4, 7$ $\sim D/2, 6+4, 9$	5 <i>N N</i> 5 <i>N</i> /7	7 <i>S</i> 7 <i>S</i> /5 <i>S</i>	7s/5 7s/5 7s/5

Таблица 7 Характеристики сети «Ангара» в 3- и 4-мерном торе

3-мерный тор			4-мерный тор			
m_4	N_4	D_4	m_5	N_5	D_5	
3 4 5 6	864 2048 4000 6912	10 13 14,5 16	3 4 5 6	1944 6144 15 000 31 104	12 16 18 20	

Аналогично составим 4-мерный тор из m_5 расширенных маршрутизаторов в каждом измерении. Он имеет диаметр $d_5=2m_5+8$ скачков и объединяет $n_5=24\,m_5^4$ абонентов.

Характеристики этих торов приведены в табл. 7. В рамках данного подхода можно создать расширенный коммутатор и в отдельном корпусе на 36, 56 и 78 портов. Для этого достаточно взять 3, 7, и 13 сцепок 8-портовых маршрутизаторов совместно с 24 «хабами» 1×2, 1×3 и 1×4, размещенными между сцепками маршрутизаторов и внешними портами корпуса. Такой расширенный «хаб» имеет большие сложность и энергопотребление, но позволяет применять процессоры без «хабов». Такие сложные расширенные маршрутизаторы дают возможность дополнительно сокращать диаметры сетей или увеличивать число процессоров, когда применяются абоненты с «хабами».

3. РАСШИРЕНИЕ СВЕРХУ

Расширим минимальную решетку «Ангары», применяя «хабы» 1×3 . Эта решетка состоит из $M_1=2$ 24-портовых маршрутизаторов, имеет диаметр $D_1=6$ скачков, одержит $N_1=40$ процессоров и имеет сложность $S_1=M_1$. В результате расширения получим сеть с «хабами», которая состоит из $m_1=14$ 24-портовых коммутаторов, имеет диаметр $d_1=7$ скачков, содержит $N_1=91$ абонентов и имеет сложность $s_1=7S_1$.

Аналогично расширим 1-мерный тор «Ангары», который состоит из M_2 24-портовых маршрутизаторов, имеет диаметр в $D_2=M_2/2+4$ скачков, объединяет $N_2=16M_2$ процессоров и имеет сложность $S_2=M_2$.

Расширенная сеть с «хабами» состоит из 7 торов с m_2 24-портовыми маршрутизаторами каждый, имеет диаметр $d_2=m_2/2+5$ и содержит $n_2=7\lfloor 16m_2/3\rfloor$ процессоров и имеет сложность $s_2=7m_2$.

Если $m_2=M_2$, то $d_2=D_2+1$, $n_2=7\lfloor N_2/3\rfloor\approx 7\,N_2/3$ и $s_2=7\,S_2$.

Если $n_2=N_2$, то $m_2\approx 3M_2/7$, $d_2\approx 3D_2/7+3,3$ и $s_2=3S_2$. При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx 6,7$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx 8,3$.

Если $s_2=S_2$, то $m_2=M_2/7$, $d_2\approx D_2/7+4,4$ и $n_2=7\lfloor 16m_2/3\rfloor\approx N_2/3$. При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx 5,5$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx 6,1$.

Аналогично расширим 2-мерный тор «Ангары». Расширенная сеть с «хабами» состоит из семи 2-мерных торов, каждый из которых имеет m_3



24-портовых маршрутизаторов в каждом измерении. Расширенная сеть имеет диаметр в $d_3 = m_3 + 6$ скачков, объединяет $n_3 = 7 \lfloor 8 \, m_3^2 / 3 \rfloor$ абонентов и имеет сложность $s_3 = 7 \, m_3^2$.

Исходный 2-мерный тор сети «Ангара» состоит из M_3 24-портовых маршрутизаторов в каждом измерении, имеет диаметр в $D_3=M_3+5$ скачков, объединяет $N_3=8\,M_3^2$ процессоров и имеет сложность $S_3=M_3^2$.

Если $m_3=M_3$, то $d_3=D_3+1$, $n_3=7\lfloor N_3/3\rfloor\approx 7N_2/3$ и $s_3=7S_2$.

Если $n_3=N_3$, то $m_3\approx \sqrt{(3/7)}\,M_3=0,65M_3$, $d_3\approx 0,65D_3+2,75=D_3/1,5+2,75$ и $s_3=3S_3$. При $M_3=8$ имеем $D_3=13$ и $d_3\approx 11,2$, а при $M_3=16$ имеем $D_3=21$ и $d_3\approx 16,4$.

Если $s_3=S_3$, то $m_3=M_3/\sqrt{7}$, $d_3\approx D_3/2,6+4,1$ и $n_3=7\lfloor 8{m_3}^2/3\rfloor\approx N_3/3$. При $M_3=8$ имеем $D_3=13$ и $d_2\approx 9,1$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=21$ и $d_2\approx 12,2$.

Таблица 8 Сравнительные характеристики сети «Ангара» с внутренними «хабами» 1×3 при расширении сверху

Исходная сеть «Ангара»	D	N	S	s = S/N
Расширение ми- нимальной сети	7 <i>D</i> /6	9 <i>N</i> /4	7 <i>S</i>	~3s
Расширенный 1- мерный тор	$M_2 = m_2$ $D + 1$	7 <i>N</i> /4	7 <i>S</i>	4 <i>s</i>
	$\sim 3D/7 + 3,3$ $\sim D/7 + 4,4$	<i>N</i> <i>N</i> /3	3 <i>S</i> <i>S</i>	3s $3s$
	~D/ / + 4,4	11/3	b	25
Расширенный 2- мерный тор	$M_3 = m_3$ $D+1$	7 <i>N</i> /3	7 <i>S</i>	3 <i>s</i>
	$\sim D/1,5+2,4$	N	3 <i>S</i>	3 <i>s</i>
	$\sim D/2,6 + 3,5$	<i>N</i> /3	S	3 <i>s</i>

Таблица 9

Диаметры сети «Ангара» с внутренними «хабами» 1 × 3 при расширении снизу и сверху

n	1-мерн	ый тор	2-мерный тор		
D	8	12	13	21	
Снизу $(n = N)$ Снизу $(s = S)$ Сверху $(n = N)$ Сверху $(s = S)$	6,3 5,7 6,7 5,5	7,7 6,8 8,3 6,1	8,1 9,9 11,2 9,1	11,7 13 16,4 12,2	

Таблица 10 Сравнительные характеристики сети 1-отказоустойчивой сети «Ангара» с внутренними «хабами» 1×4

Исходная сеть «Ангара»	D	N	S	s = S/N
Расширение минимальной сети	7 <i>D</i> /6	7 <i>N</i> /4	7 <i>S</i>	4s
Расширенный 1- мерный тор	$M_2 = m_2$ $D + 1$	7 <i>N</i> /4	7 <i>S</i>	4s
	4D/7 + 3,7	N	4 <i>S</i>	4 <i>s</i>
	D/7 + 4,4	<i>N</i> /4	S	4 <i>s</i>
Расширенный 2- мерный тор	$M_3 = m_3$ $D+1$	7 <i>N</i> /4	7 <i>S</i>	4s
	$\sim D/1,33 + 2,25$	N	4 <i>S</i>	4 <i>s</i>
	$\sim D/2,6+4,1$	<i>N</i> /4	S	4 <i>s</i>

В табл. 8 сравниваются характеристики сети «Ангара» с «хабами» 1×3 и без них при расширении сверху.

В табл. 9 сравниваются диаметры d торов при расширении снизу и сверху. Табл. 9 не выявляет превосходства по d какого-либо подхода к расширению сети. Однако сравнение табл. 7 и 8 показывает меньшую в 1,7 раза удельную сложность при расширении снизу.

Однако при расширении сверху можно создавать канально-отказоустойчивые системные сети. В частности, если взять сеть ПРС(7, 4, 2), задаваемую табл. 3 и рис. 3, то можно создать 1-отказоустойчивую сеть с «хабами», представленную в табл. 10.

Расширим минимальную решетку «Ангары», применяя «хабы» 1×4. В результате расширения получим сеть с «хабами», которая имеет диаметр $d_1 = 7$ скачков, содержит $n_1 = 70$ абонентов, состоит из $m_1 = 14$ 24-портовых коммутаторов и является 1-отказустойчивой по каналам.

Аналогично расширим 1-мерный тор «Ангары», применяя «хабы» 1×4. Расширенная 1-отказустойчивая сеть с «хабами» состоит из 7 торов с m_2 24-портовыми маршрутизаторами, имеет диаметр $d_2=m_2+5$, содержит $n_2=7(16m_2/4)=28m_2$ абонентов и является 1-отказустойчивой по каналам. Она имеет сложность $s_2=7m_2$.

Если $m_2 = M_2$, то $d_2 = D_2 + 1$ и $n_2 = 7N_2/4$. При этом сложность отказоустойчивой сети с «хабами» составляет $s_2 = 7S_2$.

Если $n_2=N_2$, то $m_2=4M_2/7$, $d_2=4D_2/7+3,7$ скачков и $s_2=4S_2$. При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx 8,3$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx 10,6$.



Если $s_2=S_2$, то $m_2=M_2/7$, $d_2=D_2/7+4,4$ и $n_2=7N_2/4$. При $M_2=8$ имеем $D_2=8$ и $d_2\approx5,5$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=12$ и $d_2\approx6,1$.

Аналогично расширим 2-мерный тор «Ангары». Расширенная 1-отказустойчивая сеть с «хабами» состоит из семи 2-мерных торов, каждый из которых имеет m_3 24-портовых маршрутизаторов в каждом измерении. Расширенная 1-отказустойчивая сеть имеет диаметр в $d_3=m_3+6$ скачков, объединяет $n_3=7(16\,m_3^2)/4$ абонентов и имеет сложность $s_3=7\,m_3^2$.

Если
$$m_3=M_3$$
, то $d_3=D_3+1$, $n_3=7N_3/4$ и $s_3=7S_3$.
Если $n_3=N_3$, то $m_3\approx\sqrt{(4/7)}\,M_3=0.75M_3$, $d_3=0.75D_3+2.25$ и $s_3=3S_3$. При $M_3=8$ имеем $D_3=13$ и $d_3\approx12$, а при $M_3=16$ имеем $D_3=21$ и $d_3\approx18$.

Если $s_3=S_3$, то $m_3=M_3/\sqrt{7}\approx M_3/2,6$, $d_3=D_3/2,6+4,1$ и $n_3=7(8m_3^2)/4=N_3/4$. При $M_2=8$ имеем $D_2=13$ и $d_2\approx 9,1$, а при $M_2=16$ имеем $D_2=21$ и $d_2\approx 12,2$.

4. СИСТЕМНЫЕ СЕТИ СО СЛОЖНЫМ РАСШИРЕННЫМ МАРШРУТИЗАТОРОМ

Составим 18-портовый маршрутизатор из сцепки трех 8-портовых маршрутизаторов. Он имеет внутренний диаметр в 3 скачка и проходную задержку в 1 скачок при трех каналах для соединения таких маршрутизаторов.

Расширим этот маршрутизатор в однокорпусной сложный 42-портовый маршрутизатор с внутренними «хабами». Он содержит 7 сцепок 8-портовых маршрутизаторов и 42 «хаба» 1×3. Он имеет в 5—6 раз большие сложность и энергопотребление, чем 24-портовый маршрутизатор, но и позволяет строить сети с более высокими характеристиками по масштабированию и быстродействию.

В табл. 11 приводятся характеристики сетей из 42-портовых маршрутизаторов с торовой топологией.

 $Taблица \ 11$ Характеристики гипотетической торовой сети в формате R/D (число узлов/диаметр)

Число маршрутизаторов в измерении	4	8	12	16
1-мерный тор	144/5	288/7	288/9	576/11
2-мерный тор	576/8	1920/12	4320/16	7680/20
3-мерный тор	1536/11	12048/14	41472/17	98304/23

Таблица 12 Характеристики гипотетической гиперкубовой сети в формате R/D

Число маршрутизаторов <i>р</i> в каждом измерении	4	8
2-мерный гиперкуб	576/6	1792/6
3-мерный гиперкуб	2112/9	10752/9
4-мерный гиперкуб	7680/12	57344/12

При применении 42-портового маршрутизатора для построения p-ичного гиперкуба его внутренний диаметр и проходная задержка составляет 3 скачка. В табл. 12 приведены характеристики таких гиперкубов.

Если же расширять 24-портовый маршрутизатор, используя «хабы» 1×4 , то расширенный сложный маршрутизатор будет содержать те же 42 порта, но обретет канальную отказоустойчивость. На его основе можно строить 1-отказоустойчивые p-ичные гиперкубы с числом процессоров из табл. 11, но с диаметром в 4/3 раза большим.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложен способ расширения возможностей сети «Ангара» путем совместного применения собственных 24-портовых маршрутизаторов и рыночных «хабов» 1×3 и 1×4. В различных вариантах их применения имеется возможность увеличения масштабируемости сети (повышения числа процессоров в несколько раз), быстродействия сети (сокращения диаметра примерно в два раза) и ее канальной отказоустойчивости. Кроме того, появляется возможность создания сложных расширенных сложных маршрутизаторов с еще большим числом портов (36, 42, 56, 78) в одном корпусе, что, в свою очередь, позволяет создавать системные сети в виде многомерных торов и обобщенных гиперкубов с еще более высокими характеристиками. При этом можно строить 1-отказоустойчивые обобщенные гиперкубы из 1-отказоустойчивых расширенных сложных маршрутизаторов с 42 портами на базе «хабов» 1×4.

ЛИТЕРАТУРА

- Alverson, R., Roweth, D. and Kaplan, L. The Gemini System Interconnect // 18th IEEE Symposium on High Performance Interconnects. — 2009. — P. 3—87.
- Alverson, R., Froese, E., Kaplan, L. and Roweth, D. Cray XC® Series Network // URL: https://www.cray.com/sites/default/ files/resources/CrayXCNetwork.pdf.
- Михеев В.А., Симонов А.С., Слуцкин А.И. и др. Реализация высокоскоростной сети для суперкомпьютерных систем: проблемы, результаты, развитие // URL: http://2013.nscf.ru/



- TesisAll/Section%201/12_2761_SiNonovAS_S1.pdf. [Mikhe-ev, V.A., Simonov, A.S., Slutskin, A.I., et al. Realizatsiya vysokoskorostnoi seti dlya superkomp'yuternykh sistem: problemy, rezul'taty, razvitie. (In Russian)]
- 4. Подлазов В.С. Возможности кольцевых каналов в масштабируемых многопроцессорных вычислительных системах с общей разделяемой памятью // Тр. Института проблем управления РАН. 1999. Т. VI. М.: ИПУ РАН. С. 91—99. [Podlazov, V.S. Vozmozhnosti kol'tsevykh kanalov v masshtabiruemykh mnogoprotsessornykh vychislitel'nykh sistemakh s obshchei razdelyaemoi pamyat'yu // Trudy instituta problem upravleniya RAN. 1999. Vol. VI. М.: IPU RAN. Р. 91—99. (In Russian)]
- Каравай М.Ф., Подлазов В.С. Системная сеть с малым диаметром из малопортовых маршрутизаторов // Управление большими системами. 2015. Вып. 56. М.: ИПУ РАН. С. 201—210. [Karavay, M.F., Podlazov, V.S. Small-Diameter System Area Network Composed of Small-Port Routers // Automation and Remote Control. 2017. Vol. 78, no. 9. Р. 1674—1679.]
- 6. Симонов А.С., Макагон Д.В., Жабин И.А. и др. Первое по-коление высокоскоростной коммуникационной сети «Ангара» // Наукоемкие технологии. 2014. Т. 15, № 1. С. 21—28. [Simonov, A.S., Makagon, D.V., Zhabin, I.A., et al. Pervoe pokolenie vysokoskorostnoi kommunikatsionnoi seti «Angara» // Naukoemkie tekhnologii. 2014. Vol. 15, no. 1. P. 21—28. (In Russian)]
- Stegailov, V., Agarkov, A., Biryukov, S., et al. Early Performance Evaluation of the Hybrid Cluster with Torus Interconnect Aimed at Molecular Dynamics Simulations // International Conference on Parallel Processing and Applied Mathematics. Springer Cham. 2017. P. 327—336.
- 8. Агарков А.А., Исмагилов Т.Ф., Макагон Д.В. и др. Предварительные результаты оценочного тестирования отечественной высокоскоростной коммуникационной сети «Ангара» // Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ'2016): тр. межунар. науч. конф., Архангельск, 2016. Челябинск: Изд. центр ЮУрГУ, 2016. С. 42—53. [Agarkov, A.A. Ismagilov, T.F., Makagon, D.V., et al. Predvari-

- tel'nye rezul'taty otsenochnogo testirovaniya otechestvennoi vysokoskorostnoi kommunikatsionnoi seti «Angara» // Parallel'nye vychislitel'nye tekhnologii (PAVT'2016): tr. mezhdunar. nauch. konf., Arkhangel'sk, 2016. Chelyabinsk: Izd. tsentr YuUrGU, 2016. S. 42—53. (In Russian)]
- 9. *Каравай М.Ф., Подлазов В.С.* Метод инвариантного расширения системных сетей мнгопроцессорных вычислительных систем. Идеальная системная сеть // Автоматика и телемеханика. 2010. № 12. С. 166—176. [*Karavay, M.F., Podlazov, V.C.* An invariant extension method for system area networks of multicore computational systems. An ideal system network // Automation and Remote Control. 2010. Vol. 71, no. 12. P. 2644—2654.]
- 10. *Холл М.* Комбинаторика. М.: Мир, 1970. 424 с. [*Hall, M.* Combinatorial Theory. Waltham, Mass: Blaisdell Publishing Company, 1967. 320 р.]
- 11. Каравай М.Ф., Пархоменко П.П., Подлазов В.С. Комбинаторные методы построения двудольных однородных минимальных квазиполных графов (симметричных блок-схем) // Автоматика и телемеханика. 2009. № 2. С. 153—170. [Karavay, M.F., Parkhomenko, P.P., Podlazov, V.C. Combinatorial methods for constructing bipartite uniform minimal quasicomplete graphs (symmetrical block designs) // Automation and Remote Control. 2009. Vol. 70, no. 2. P. 312—327.]

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

Поступила в редакцию 4.02.2019, после доработки 13.05.2019. Принята к публикации 2.12.2019.

Подлазов Виктор Сергеевич — д-р техн. наук,

⊠ podlazov@ipu.ru,

Каравай Михаил Федорович — д-р техн. наук,

⊠ mkaravay@ipu.ru,

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

EXPANDING THE CAPABILITIES OF THE ANGARA SYSTEM AREA NETWORK

V.S. Podlazov, M.F. Karavay

V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia ⋈ podlazov@ipu.ru

Abstract: A method for expanding the capabilities of the Angara system area network through the sharing of its own 24-port routers and market hubs 1×3 and 1×4 is considered. The method is based on the use of networks with the topology of quasi-complete graphs constructed in an extended elemental basis consisting of switches (routers) and hubs of duplex channels. These networks are the basis of the method of invariant expansion of arbitrary networks, which preserves transmission delays and increases the number of subscribers. Using this method, a distributed extended router is constructed from Angara network routers, and networks based on it are constructed with the structure of 1, 2, 3, 4-dimensional tori, either containing a significantly larger number of subscribers with the same network diameter, or having a smaller diameter with the same number of subscribers compared to the Angara network. In fact, the method under consideration made it possible to increase the number of processors, reduce the diameter and increase the channel fault tolerance of the network.

Keywords: system networks of supercomputers, Angara network, networks with topology of quasi-complete graphs, invariant expansion of networks, number of network subscribers and network diameter, scaling and performance.

УДК 681.5.011

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.6

АЛГОРИТМ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ МНОГОМЕРНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ОБЪЕКТАМИ ПРИ ИЗМЕНЕНИИ ИХ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ НА ДЛИТЕЛЬНОМ ИНТЕРВАЛЕ ВРЕМЕНИ¹

Д.Ю. Муромцев, А.Н. Грибков, И.В. Тюрин, В.Н. Шамкин

Аннотация. Обсуждены вопросы управления сложными энерго- и ресурсоемкими технологическими объектами, работающими в режимах переменной производительности по получаемым продуктам на длительном интервале времени, с помощью алгоритмов дестабилизационной оптимизации. Рассмотрена линейная задача дестабилизационной оптимизации режимов многомерного технологического объекта, функционирующего на интервале времени, когда его производительность меняется дважды, при избыточности управляющих воздействий, влияющих на координаты состояния объекта, появляющиеся в результате дестабилизации. Задача декомпозирована на совокупность линейных одномерных задач дестабилизационной оптимизации с избыточностью управляющих воздействий, в основе решения которых лежит сформулированная теорема и разработанный на ее основе алгоритм. Геометрически проиллюстрирована работа этого алгоритма с указанием получаемого эффекта. Продемонстрирована возможность применения дестабилизационного управления реальным производственным объектом — крупной воздухоразделительной установкой низкого давления. Отмечена необходимость разработки алгоритма решения линейной задачи дестабилизационной оптимизации режимов многомерного технологического объекта с избыточностью управляющих воздействий, функционирующего при неоднократном изменении его производительности на интервале времени.

Ключевые слова: дестабилизация, интервал времени, интегральный критерий, многомерный объект, оптимизация, производительность, оптимальное управление, дополнительный эффект.

ВВЕДЕНИЕ

Переход к анализу функционирования технологического объекта на некотором интервале времени открывает новые возможности оптимизации технологических режимов, обеспечивающих требуемые производительности. Такой переход возможен благодаря введению дополнительных (дестабилизационных) управляющих воздействий, расширяющих область допустимых управлений объекта. Возможность формирования дополнительных воз-

действий появляется в результате снятия ограничений на постоянство технологических параметров, характеризующих протекающие в объекте процессы и поддерживаемых с помощью автоматических систем регулирования. Другими словами, определенным образом организуется допустимое изменение упомянутых параметров на всем интервале времени, т. е. обеспечивается «режим дестабилизации» технологического процесса. В результате решения возникающей задачи оптимизации возможно получение дополнительного экономического эффекта по сравнению с традиционным решением задачи обеспечения требуемой производительности объекта. Естественно, что при этом наибольший эффект достижим именно в много-

 $^{^1}$ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 18-08-00555-а.



мерных технологических объектах, где дестабилизирующих управлений может быть несколько и необходимо экономить ресурсы.

Поиск возможностей управления многомерными объектами путем применения различных научных подходов описан в работах [1—10]. В частности, управление многомерными объектами, работающими при наличии случайных возмущений, и повышение качества процессов управления ряд авторов видят в применении адаптивного [1] и робастного управлений [2, 3]. Среди работ, посвященных оптимальному управлению, отметим публикации: [4], в которой для одного класса линейных многомерных объектов решается задача синтеза динамической управляющей подсистемы; [5], где описывается метод оптимального управления в реальном времени многомерным линейным динамическим объектом; [6], в которой решается задача синтеза систем автоматического управления неустойчивыми многомерными объектами. Настоящая статья продолжает исследования, результаты которых изложены в публикациях: [7], где введены основные понятия и сформулирована задача дестабилизационной оптимизации, поставлена, теоретически обоснована и решена линейная двухуровневая многомерная задача оптимизации технологического объекта, функционирующего при переменной производительности по выпускаемой продукции, когда его производительность меняется дважды; [8], в которой дана формализованная постановка линейной многоуровневой задачи управления такими объектами при неоднократном изменении заданий по их производительности, показано, что задача может быть декомпозирована на совокупность линейных *п*-уровневых одномерных задач, сформулирована одна из них, которая сведена к тождественной задаче, более приемлемой в смысле ее последующего решения; [9], где дано теоретическое обоснование решения линейной п-уровневой одномерной задачи; [10], в которой предложен алгоритм дестабилизационного управления многомерными технологическими объектами при неоднократном изменении их производительности на длительном интервале времени и дана геометрическая иллюстрация алгоритма.

1. ПОСТАНОВКА ЛИНЕЙНОЙ ЗАДАЧИ ДЕСТАБИЛИЗАЦИОННОЙ ОПТИМИЗАЦИИ ПРИ ИЗБЫТОЧНОСТИ УПРАВЛЯЮЩИХ ВОЗДЕЙСТВИЙ

1.1. Предварительные замечания

Далее рассмотрим задачу, формулируемую в соответствии с принятыми в работе [7] основными понятиями и допущениями, для случая, когда на каждую координату состояния µ, характеризующую меру небаланса, появляющегося в результате дестабилизации, влияет не только свое, соответст-

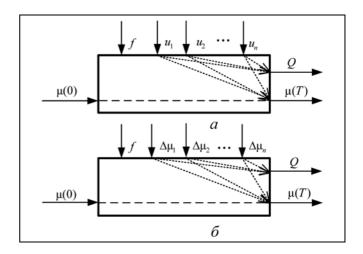


Рис. 1. Мнемоническая схема дестабилизационной оптимизации при избыточности управляющих воздействий: a — в терминах управлений $(u_1, u_2, ..., u_n)$ или $(\omega_1, \omega_2, ..., \omega_n)$; δ — в терминах управлений $(\Delta \mu_1, \Delta \mu_2, ..., \Delta \mu_n)$

вующее ей, дополнительное управляющее воздействие, но и другие управления (как бы присутствует избыток управлений).

Согласно сформулированной в работе [7] линейной двухуровневой многомерной задаче дестабилизационной оптимизации, рассматриваемой при условии, что производительность объекта на интервале времени [0, T] меняется дважды, и доказанной основной теореме, эту задачу можно представить в виде совокупности квазинезависимых (локальных) задач, о чем свидетельствует приведенная там же мнемоническая схема оптимизации. Поэтому ее авторы вначале исследовали одномерный случай, когда имелось одно управление u и одна координата состояния μ , а затем перешли к обобщениям.

Заявленная задача рассматривается также на примере одной локальной задачи, в которой объект имеет n управлений $u_1, u_2, ..., u_n$, влияющих на одну координату состояния μ . Мнемоническая схема дестабилизационной оптимизации для такого объекта с избыточностью управляющих воздействий представлена на рис. 1.

Заметим, что управление $\omega_i(t) = u(t) - \mathring{u}_i(t)$, i =

 $=\overline{1,n}$, характеризует отклонение в момент t управления $u_i(t)$ от стабилизирующего управления $\mathring{u}_i(t)$, при котором поддерживается (стабилизируется) оптимальный статический режим объекта, соответствующий его производительности, заданной значением возмущения f.

Далее в п. 1.1 аналогично работе [7] формулируется с учетом условий (см. Приложение в конце настоящей статьи) следующая двухуровневая задача.



1.2. Задача дестабилизационной оптимизации с избыточными управляющими воздействиями в терминах управлений $(u_1, u_2, ..., u_n)$ или $(\omega_1, \omega_2, ..., \omega_n)$

Найти для заданной периодической с периодом T двухуровневой функции $f(t)=(f_1,f_2,t_1)$ оптимальное управление $\omega^*(t)=(\omega_1^*(t),...,\omega_n^*(t))$, определенное на интервале [0,T], и начальное состояние $\mu^*(0)$, характеризующее нарушение некоторого баланса в начальный момент времени, при которых принимает минимальное значение функционал

$$I(f, \omega) = \int_{0}^{T} Q(f(t), u(t))dt =$$

$$= \int_{0}^{T} \left[a(f(t)) + \sum_{i=1}^{n} b_{i}(f(t)) \mathring{u}(t) + \sum_{i=1}^{n} b_{i}(f(t)) \omega_{i}(t) \right] dt, (1)$$

заданный на множестве кусочно-постоянных функций, в котором подынтегральная функция Q(f(t), u(t)) в любой момент времени t представлена в виде семейства параметрических n-мерных плоскостей, и в любой момент времени t удовлетворяются соотношения

$$\omega_i^{\mathrm{H}}(t) \le \omega_i(t) \le \omega_i^{\mathrm{B}}(t), \quad i = \overline{1, n},$$
 (2)

$$\mu^{\mathrm{H}} \le \mu(t) \le \mu^{\mathrm{B}},\tag{3}$$

$$\mu(0) = \mu(T),\tag{4}$$

$$\mu(t) = \mu(0) + \int_{0}^{t} \sum_{i=1}^{n} \beta_{i}(f(t))\omega_{i}(t)dt,$$
 (5)

где

$$\begin{cases} \omega_{i}^{H}(t) = \omega_{i}^{H}(f(t)) = u_{i}^{H}(f(t)) - \mathring{u}_{i}(f(t)), \\ \omega_{i}^{B}(t) = \omega_{i}^{B}(f(t)) = u_{i}^{B}(f(t)) - \mathring{u}_{i}(f(t)), i = \overline{1, n}. \end{cases}$$
(6)

Здесь Q(f(t), u(t)) — подынтегральная функция; $a(f(t)), b_i(f(t)); \beta_i(f(t)), i = \overline{1,n},$ — коэффициенты, являющиеся функциями возмущения f(t) в соответствующий момент времени $t; u_i^{\mathrm{H}}(f(t)), u_i^{\mathrm{B}}(f(t));$ $\omega_i^{\mathrm{H}}(f(t)), \omega_i^{\mathrm{B}}(f(t)), i = \overline{1,n},$ — соответственно нижние и верхние допустимые значения управлений u_i и ω_i при возмущении f(t) в момент времени $t; \mu^{\mathrm{H}}$ и μ^{B} — допустимые пределы изменения показателя μ нарушения балансового соотношения при любом $t \in [0, T]$.

Выполненный анализ задачи (1)—(6) в виде доказанных теорем и следствий, показал, что она может быть переформулирована в терминах новых управлений $\Delta \mu_i = \beta_i^1 \omega_i^1 t_1$, характеризующих изменение показателя μ за время $[0, t_1]$ при действии управлений ω_i^1 , $i = \overline{1, n}$.

1.3. Задача дестабилизационной оптимизации с избыточными управляющими воздействиями в терминах управлений ($\Delta\mu_1, \Delta\mu_2, ..., \Delta\mu_n$)

Обозначим $\Delta\mu(t) = \mu(t) - \mu(0)$, тогда из соотношения (5) получим

$$\Delta\mu(t) = \int_{0}^{t} \sum_{i=1}^{n} \beta_{i}(f(t))\omega_{i}(t)dt$$

или

$$\Delta\mu(t) = \sum_{i=1}^{n} \Delta\mu_{i}(t),$$

где

$$\Delta\mu_i(t) = \int_0^t \beta_i(f(t))\omega_i(t)dt, \quad i = \overline{1, n}.$$

Из условия периодичности (4) имеем

$$\Delta\mu(T) = \int_{0}^{T} \sum_{i=1}^{n} \beta_i(f(t))\omega_i(t)dt = 0, \qquad (7)$$

следовательно,

$$\int_{0}^{T} \beta_{i}(f(t))\omega_{i}(t)dt = 0, \quad i = \overline{1, n}.$$
 (8)

С учетом выражений (7) и (8) имеет место следующая задача.

Найти для заданной периодической с периодом T двухуровневой функции $f(t)=(f_1,f_2,t_1)$ оптимальное управление $\Delta\mu^*(t)=(\Delta\mu_1^*,\Delta\mu_2^*,...,\Delta\mu_n^*)$, начальное μ_0^* и конечное $\mu_{\text{кон}}^*=\mu(t_1)$ значения, при которых достигает минимума функционал

$$I(f, \Delta \mu) = A + \sum_{i=1}^{n} B_i \Delta \mu_i, \tag{9}$$

в любой момент времени удовлетворяются соотношения

$$\underline{\Delta\mu_i} \le \Delta\mu_i \le \overline{\Delta\mu_i} \tag{10}$$

И

$$\mu(t_1) = \mu_{\text{KOH}} = \mu(0) + \sum_{i=1}^{n} \Delta \mu_i, \quad (11)$$

$$\mu^{\mathrm{H}} \leq \mu(t_1) \leq \mu^{\mathrm{B}},\tag{12}$$

где

$$A = a_1 t_1 + a_2 (T - t_1) +$$

$$+ \sum_{i=1}^{n} b_i^1 \mathring{u}_i^1 t_1 + \sum_{i=1}^{n} b_i^2 \mathring{u}_i^2 (T - t_1),$$
(13)

$$B_{i} = \left(\frac{b_{i}^{1}}{\beta_{i}^{1}} - \frac{b_{i}^{2}}{\beta_{i}^{2}}\right). \tag{14}$$



Здесь $a_1 = a(f_1), \ a_2 = a(f_2); \ b_i^1 = b_i(f_1), \ b_i^2 = b_i(f_2),$ $\beta_i^1 = \beta_i(f_1), \ \beta_i^2 = \beta_i(f_2), \ i = \overline{1, n}.$

В основе решения задачи (7)—(14) лежит доказанная теорема, сформулированная после проведенного, подобно работе [7], теоретического обоснования решаемой задачи.

Теорема. Пусть возмущение $f = (f_1, f_2, t_1) - \partial вух-$ уровневая периодическая с периодом T функция, последовательность B_i нормально упорядочена, функции $\beta_i(f)$ при фиксированном i знакопостоянные (при этом значения $\beta_i(f)$ и $\beta_j(f)$ могут быть различны, если $i \neq j$). В этом случае существуют оптимальное начальное значение $\mu^*(0)$, оптимальное конечное значение $\mu^*(t_1)$ и оптимальное нормально упорядоченное двухуровневое периодическое с периодом T управление $\omega(t) = (\omega_1^*, \omega_2^*, t_1)$, определяемое соотношениями:

$$\omega_i^{1*} = \Delta \mu_i^* / \beta_i^1 t_1, \tag{15}$$

$$\omega_i^{2*} = -\frac{\beta_i^1}{\beta_i^2} \frac{t_1}{T - t_1} \, \omega_1^*, \tag{16}$$

$$\Delta \mu_i^* = \min(\overline{\Delta \mu_i}, \ \overline{\mu}_g^i, -\mu_{i-1}^*), \tag{17}$$

$$\bar{\mu}_g^i = \mu^*(t_1) - \sum_{j=i}^n \underline{\Delta}\underline{\mu}_j,$$
 (18)

$$\mu_{i-1}^* = \mu^*(0) + \sum_{j=1}^{i-1} \Delta \mu_j, \quad i = \overline{2, n}, \quad \mu_0 = \mu^*,$$

$$\mu^{*}(0) = \begin{cases} \mu^{\text{B}}, ecnu \ B_{1} > 0; \\ \mu^{\text{H}}, ecnu \ B_{n} < 0; \\ \mu^{\text{H}} unu \ \mu^{\text{B}}, ecnu \ B_{n} > 0, \ a \ B_{1} < 0, \end{cases}$$
(19)

$$\mu^*(t_1) = \begin{cases} \mu^{\text{B}}, ecnu \ \mu^*(0) = \mu^{\text{H}}; \\ \mu^{\text{H}}, ecnu \ \mu^*(0) = \mu^{\text{B}}, \end{cases}$$
(20)

где

$$\Delta \underline{\mu}_{i} = \min \left(\frac{\underline{\omega}_{i}^{1}}{\beta_{i}^{1} t_{1}}, \frac{\overline{\omega}_{i}^{1}}{\beta_{i}^{1} t_{1}} \right), \quad \Delta \overline{\mu}_{i} = \max \left(\frac{\underline{\omega}_{i}^{1}}{\beta_{i}^{1} t_{1}}, \frac{\overline{\omega}_{n}^{1}}{\beta_{i}^{1} t_{1}} \right), \quad (21)$$

$$\underline{\omega}_{i}^{1} = \max \left(\underline{\omega}_{i}^{H} (f_{1}), -\underline{\omega}_{i}^{B} (f_{2}) \frac{\beta_{i}^{1}}{\beta_{i}^{2}} \frac{t_{1}}{T - t_{1}} \right),$$

$$\overline{\omega}_{i}^{1} = \min \left(\underline{\omega}_{i}^{B} (f_{1}), -\underline{\omega}_{i}^{H} (f_{2}) \frac{\beta_{i}^{1}}{\beta_{i}^{2}} \frac{t_{1}}{T - t_{1}} \right), \quad (22)$$

еде $\Delta \underline{\mu}_i$ и $\Delta \overline{\mu}_i$ — минимально и максимально возможные изменения состояния μ при работе в течение времени t_1 при возмущении f_1 и управлении u_i ; $\underline{\omega}_i^1$ и

 $\overline{\omega}_i^1$ — минимально и максимально возможные управления ω_i . lacktriangle

Заметим, что управление упорядочено в соответствии со значением коэффициента B_i , так, что если i < j, то $B_i < B_j$, т. е. с увеличением индекса i значение B_i увеличивается, а сама последовательность управлений ω_i называется нормально упорялоченной.

2. АЛГОРИТМ РАСЧЕТА ОПТИМАЛЬНЫХ УПРАВЛЕНИЙ, РЕАЛИЗУЮЩИЙ УТВЕРЖДЕНИЯ ТЕОРЕМЫ

По формуле (14) для каждого управления u_i вычисляется показатель B_i , все управления ранжируются в соответствии с возрастанием показателя B_i и проверяется знак B_{i} . Если $B_{1} > 0$, то все показатели B_i положительны, и, согласно условию (19) теоремы, оптимальное начальное значение координаты состояния $\mu^*(0) = \mu^B$, т. е. равно верхнему пределу $\mu^{\rm B}$. Если $B_1 < 0$ и $B_n < 0$, то, согласно условию (19), все показатели B_i отрицательны и начальное значение $\mu^*(0) = \mu^H$, т. е. равно нижнему пределу μ^{H} . Наконец, если $B_{1} < 0$, а $B_{n} > 0$, то оптимальным состоянием $\mu^*(0)$ будет либо μ^H , либо μ^в. В первом и втором случаях далее рассчитываются оптимальные управления u при $\mu^*(0) = \mu^B$ и $\mu^*(0) = \mu^H$ соответственно. В третьем случае последовательно проводятся два расчета управлений и* при $\mu^*(0) = \mu^H$ и при $\mu^*(0) = \mu^B$, а затем выбирается из двух расчетов наилучший.

Оптимальные управления u^* находятся следующим образом. Определяется, согласно условию (20), конечное значение координаты состояния $\mu(t_1)$ в момент t_1 переключения возмущающего воздействия f, причем, если $\mu(0) = \mu^{\rm H}$, то $\mu(t_1) = \mu^{\rm B}$, а если $\mu(0) = \mu^{\rm B}$, то $\mu(t_1) = \mu^{\rm B}$, а если $\mu(0) = \mu^{\rm B}$, то $\mu(t_1) = \mu^{\rm H}$. Затем в цикле определяются по выражениям (22) максимально возможное $\overline{\omega}_i^1$ и минимально возможное $\underline{\omega}_i^1$ управления, а по выражениям (21) максимально возможное $\Delta \overline{\mu}_i$ и минимально возможное $\Delta \underline{\mu}_i$ изменение состояния μ за время t_1 при возмущении t_1 и управлении t_2 При этом $\overline{\omega}_i^1$ выбирается как минимальное из физически осуществимых управлений $\omega_i^{\rm B}(f_1)$ и максимального управления $-\omega_i^{\rm H}(f_2)\frac{\beta_i^1}{\beta_i^2}\frac{t_1}{T-t_1}$, при котором еще возможен периодический режим. Анало-

60



гично, $\underline{\omega}_i^1 < 0$ выбирается как максимальное из физически осуществимого $\omega_i^{\rm H}(f_1) < 0$ и минимально возможного $-\omega_i^{\rm B}(f_2)\frac{\beta_i^1}{\beta_i^2}\frac{t_1}{T-t_1}$, при котором еще осуществим периодический режим. По найденным значениям $\overline{\omega}_i^1$ и $\underline{\omega}_i^1$, с помощью выражений (21), определяются приращения $\Delta \overline{\mu}_i$ и $\Delta \underline{\mu}_i$. Далее определяется по формуле (18) линия достижимости $\overline{\mu}_g^i$, $i=\overline{1,n}$, конечного состояния $\mu(t_1)$. После этого в цикле с помощью выражения (17) рассчитываются оптимальные управления ω_i^{1*} и ω_i^{2*} по формулам (15) и (16) для случая, когда максимально возможное приращение состояния $\Delta \overline{\mu}_i$ от i-го управления меньше расстояния до линии достижимости $\Delta \mu_g$: $\Delta \overline{\mu}_i \leq \mu_g^i - \mu_{i-1}^*$, и когда $\Delta \overline{\mu}_i$ больше расстояния до линии достижимости

3. ГЕОМЕТРИЧЕСКАЯ ИНТЕРПРЕТАЦИЯ РАБОТЫ АЛГОРИТМА

На рис. 2 приведена геометрическая иллюстрация работы алгоритма с избыточными управляющими воздействиями в терминах управлений ($\Delta\mu_1, \Delta\mu_2, ..., n$). Работа алгоритма разбита на этапы 1, 2, ..., 7.

На рис. 2, а первый этап отображает изменения координаты состояния $\mu(t)$, если в течение времени $[0, t_1]$ действует только одно управление ω_1^1 , а остальные управления равны нулю. Достигнутое при этом состояние $\mu + \Delta \mu_1$ в конце первого этапа называем состоянием перед вторым этапом (точка a). На втором этапе действуют два управления ω_1^1 и ω_2^1 , остальные равны нулю. Приращение координаты состояния $\Delta \mu_2 > 0$ на интервале $[t_1, 2t_1]$ обусловлено действием второго управления. Состояние $\mu(t)$ перед третьим этапом обозначено буквой b. Для этапов 1—5 управление $\omega_i^1 > 0$, и координата состояния µ увеличивается, а на этапе 6 управление $\omega_i^1 < 0$, и координата состояния уменьшается. Из рисунка следует, что ее уменьшение в результате действия управления $\omega_6^1 < 0$ составит $\Delta \mu_6 < 0$. Состояние $\mu(t)$ при одновременном действии шести управлений обозначено на рис. 2 буквой f'. Последнее управление $\omega_7^1 < 0$ вызывает изменение $\Delta\mu_7 \le 0$ и приводит координату состояния в заданное конечное состояние $\mu_{\text{кон}}$, которому соответствует точка g'. Аналогично описывается рис. 2, δ . Таким образом, состояние μ на интервале времени $[0,\ t_1]$ может изменяться, если действуют все управления, удовлетворяющие утверждениям теоремы, так, как изображено на рис. 2, θ и ε .

Линия достижимости $\bar{\mu}_g$, изображенная на рис. 2, а и б, строится согласно формуле (18). В общем случае при i=n $\overline{\mu}_g^n=\mu_{\text{кон}},$ а при i=n-1 $\overline{\mu}_g^{n-1} = \mu_{\text{кон}} - \Delta \underline{\mu}_n$, т. е. $\overline{\mu}_g^{n-1}$ — это предельное состояние перед (n-1)-м этапом, из которого еще можно попасть в заданное конечное состояние $\mu_{\text{кон}}$. Управление, при котором на этом этапе можно попасть в конечное состояние $\mu_{\text{кон}}$, является предельно возможным отрицательным управлением $\Delta \underline{\mu}_n < 0$. Аналогично, при i = n - 2 предельным состоянием, из которого можно попасть в конечное состояние $\mu_{\text{кон}}$, будет состояние $\bar{\mu}_g^{n-2} = \mu_{\text{кон}} - \Delta \underline{\mu}_n - \Delta \underline{\mu}_n - \Delta \underline{\mu}_{n-1}$. При этом попасть в состояние $\mu_{\text{кон}}$ из состояния $\bar{\mu}_{g}^{n-2}$ можно лишь, используя минимально возможные приращения управлений $\Delta \underline{\mu}_n \leq 0$ и $\Delta \underline{\mu}_{n-1} \le 0$. Согласно формуле (18) $\overline{\mu}_{g}^{i}$ — это предельное состояние перед і-м этапом, из которого еще можно попасть в конечное состояние $\mu_{\text{кон}},$ если на всех последующих этапах j = i + 1, ..., n принимать минимальные управления $\Delta \underline{\mu}_i$, ..., $\Delta \underline{\mu}_n$. Линия достижимости μ_g строится на рис. 2, a из точки

Согласно теореме и алгоритму расчет оптимального управления состоит в следующем. Пусть управления $\omega_1, \; \omega_2, \; ..., \; \omega_n$ ранжированы в соответствии с показателем B_{i} . В этом случае на каждом этапе управление Ди, выбирается максимально возможным, если состояние после принятия этого управления меньше уровня линии достижимости μ_g^l Так, на рис. 2, а на первом этапе принимается максимально возможное управление, поскольку координата состояния, обозначенная точкой a, меньше координаты состояния, обозначенной точкой a'. Аналогично максимальное управление принимается на этапах 2, 3 и 4. Однако на этапе 5 выбор максимального управления $\Delta \overline{\mu}_5$ привел бы в точку e. Эта точка выше точки e', лежащей на линии достижимости μ_{g}^{5} . Поэтому в соответствии с теоремой выбирается управление $\Delta\mu_5 > 0$, которое приводит в точку допустимости е'. Из этой точки попасть в заданное конечное состояние $\mu_{\text{кон}}$ можно лишь,

 $\mu_{\text{кон}} = \mu^{\text{B}}$, а на рис. 2, δ — из точки $\mu_{\text{кон}} = \mu^{\text{H}}$.



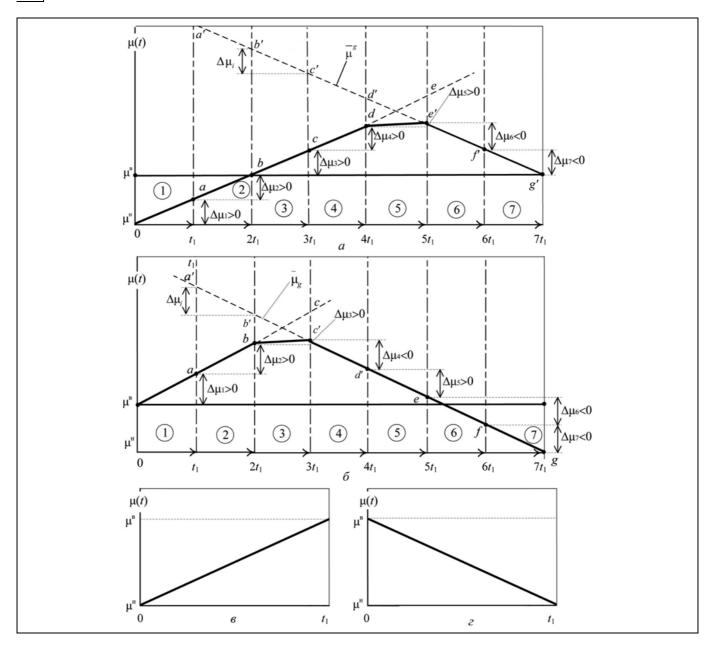


Рис. 2. Геометрическая интерпретация работы алгоритма дестабилизационной оптимизации при избыточности управляющих воздействий: a — случай $\mu(0) = \mu_0 = \mu^{\rm H}$, $\mu_{\rm KOH} = \mu(t_1) = \mu^{\rm B}$; δ — случай $\mu_0 = \mu^{\rm B}$, $\mu_{\rm KOH} = \mu(t_1) = \mu^{\rm H}$; δ и δ — изменение состояния δ на интервале δ при действии всех управлений для случаев δ и δ соответственно

принимая на всех последующих этапах минимально возможные изменения состояний $\Delta\mu_6 < 0, \, \Delta\mu_7 < 0.$

4. ПРИМЕР РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ДЛЯ ДВУХ УПРАВЛЕНИЙ

Рассматривается объект с одной координатой состояния μ для случая двух управлений $u_1=(u_1^1,u_1^2,t_1)$ и $u_2=(u_2^1,u_2^2,t_1)$, имеющих на интервале

[0, T] точку переключения при $t_1 = T/2$, и при условии $\beta_1^1 = \beta_1^2 = \beta_2^1 = \beta_1^2 = \beta > 0$. Геометрическая интерпретация приведена на рис. 3.

В соответствии с условиями теоремы последовательность управлений u_1 и u_2 нормально упорядочена, поскольку $B_1 < B_2$. Действительно, так как $B_1 = (b_1^1 - b_1^2)/\beta$, $B_2 = (b_2^1 - b_2^2)/\beta$, а из рис. 3 следует, что $b_1^2 \approx b_2^2$, и в силу того, что $b_1^1 < 0$, $b_1^2 > 0$,

62



имеем $B_1 \le B_2$. Стабилизирующие управления, соответствующие оптимальным статическим режимам при возмущении f_1 , действующем на отрезке $[0, t_1]$, и возмущении f_2 , действующем на отрезке $[t_1, T]$, обозначены $\mathring{u}_1 = (\mathring{u}_1^1, \mathring{u}_1^2), \mathring{u}_2 = (\mathring{u}_2^1, \mathring{u}_2^2)$. Значения подынтегральной функции Q(f, u) функционала I(1) при этих управлениях равны ординатам точек, обозначенных буквами a_1 , b_1 и a_2 , b_2 . Среднее значение \overline{I} функционала на интервале $[0,\ T]$ при возмущении (f_1,f_2) для управления u_1 соответствует точке, лежащей на пунктирной линии, проведенной через точки $a_1, b_1,$ и так как $\beta_1^1 = \beta_1^2 = \beta,$ а $t_1 = T/2$, то, согласно работе [7], оптимальное среднее значение ${Q}_1$ соответствует точке O_1 при $\bar{u}_1 = (\mathring{u}_1^1 + \mathring{u}_1^2)/2$. Аналогичные построения сделаны пунктиром для управления u_2 , при этом среднее значение \mathring{Q}_2 соответствует точке O_2 . На оси

ординат справа обозначено суммарное значение $\mathring{Q}_1 + \mathring{Q}_2$, характеризующее значение функционала I на интервале [0,T]. Так как для управлений u_1 и u_2 справедливо $b_1^1 < b_2^1$, $b_1^2 > b_2^2$, то уменьшение целевой функции можно получить, если $\omega_1^1 > 0$ ($\omega_1^2 < 0$) и $\omega_2^1 > 0$ ($\omega_2^2 < 0$). На рис. З этот вариант изображен штрих-пунктирными линиями. Пусть предельно возможное значение при этом будет \tilde{u}_1^1 , \tilde{u}_2^1 (соответственно \tilde{u}_1^2 , \tilde{u}_2^2), значения функции Q(f,u) для этих управлений соответствуют ординатам точек \tilde{a}_1 , \tilde{b}_1 и \tilde{a}_2 , \tilde{b}_2 , а средние значения функции равны \tilde{Q}_1 и \tilde{Q}_2 , причем, как видно из рис. 3, имеет место неравенство $\tilde{Q}_1 + \tilde{Q}_2 < \mathring{Q}_1 + \mathring{Q}_2$. Отметим, что при наличии двух управлений суммарное значение функции Q(f,u) можно еще более снизить. Примем для управления $\mathring{u}_2 = (\mathring{u}_2^1, \mathring{u}_2^2, t_1)$

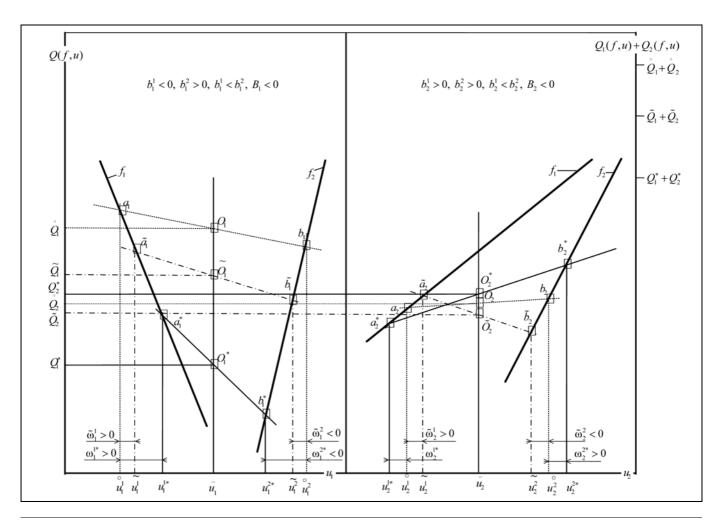


Рис. 3. Алгоритм выбора дестабилизационного управления при избыточности в терминах управлений (u_1, u_2)



и $\omega_2^{1*} < 0$ (а, следовательно, $\omega_2^{2*} > 0$), тогда значение функции (точка O_2^*) ухудшится по сравнению со значением при стабилизационном управлении, т. е. $O_2^* > \mathring{Q}_2$. Однако для первого управления можно взять $\omega_1^{1*} > \tilde{\omega}_1^1$. Действительно, для управлений $\tilde{\omega}_1^1 > 0$ и $\tilde{\omega}_2^1 > 0$ получим $\mu(t_1) = \beta t_1(\tilde{\omega}_1^1 - |\tilde{\omega}_2^1|)$, а для $\omega_1^{1*} > 0$, $\omega_2^{1*} < 0$, соответственно, $\mu(t_1) = \beta t_1(\omega_1^{1*} - |\omega_2^{1*}|)$. Таким образом, при $|\omega_2^{1*}| = \tilde{\omega}_2^1$ для одного и того же $\mu(t_1)$ имеем $\omega_1^{1*} = 3\tilde{\omega}_1^1$ и $Q_1^* \ll \mathring{Q}_2$, а соответствующее суммарное значение функции удовлетворяет неравенствам $Q_1^* + Q_2^* < \tilde{Q}_1 + \tilde{Q}_2 < \mathring{Q}_1 + \mathring{Q}_2$.

Алгоритм решения задачи двухуровневой многомерной линейной дестабилизационной оптимизации при избыточности управляющих воздействий, в состав которого входит разработанный алгоритм одномерной оптимизации, организован подобно алгоритму из работы [7].

5. ВОЗМОЖНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ ДЕСТАБИЛИЗАЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ НА ПРИМЕРЕ УПРАВЛЕНИЯ ВОЗДУХОРАЗДЕЛИТЕЛЬНОЙ УСТАНОВКОЙ

Предлагаемым в статье способом можно управлять технологическими объектами, к которым допустимо применение идей дестабилизационной оптимизации (дестабилизационного управления). В частности, на таких объектах, как высокопроизводительные энергоемкие установки разделения воздуха и нефтеперерабатывающие установки, представляющих собой классические многомерные технологические объекты, дополнительный эффект от дестабилизации при управлении может быть заметен. Известно [11], что основной промышленный способ получения газообразных и жидких кислорода, азота и других криогенных продуктов заключается в ректификации воздуха, осуществляемой в воздухоразделительных установках (ВРУ) при низких температурах. На установках большой мощности получают более 90 % общего количества потребляемых в промышленности продуктов разделения воздуха. Эти продукты используются в черной и цветной металлургии, химической промышленности и промышленности минеральных удобрений.

Далее кратко излагается решение задачи дестабилизационного управления ВРУ низкого давления типа KA-32, перерабатывающей в номинальном режиме $180~000~\text{m}^3/\text{ч}$ воздуха и предназначенной для получения $V_{\text{к}} = 32~000~\text{m}^3/\text{ч}$ газообразного техничес-

кого кислорода (с концентрацией $y_{\rm K} = 99,5 \% {\rm O}_2$) и газообразного чистого азота $V_{\rm a} = 22~000~{\rm m}^3/{\rm q}$ (с концентрацией $y_{\rm a}=0{,}0005~\%~{\rm O}_2$), в которой также возможен небольшой отбор жидких продуктов — технического кислорода $G_{\rm K} = 400~{\rm KF/Y}$ (с концентрацией $y_{\rm K} = 99,7~\%~{\rm O}_2$) и чистого азота $G_a = 1200 \,\mathrm{kr/v}$ (с концентрацией $x_a = 0,0005 \,\% \,\mathrm{O}_2$). Возможны один газовый и три газожидкостных режима работы установки: газовый имеет место, когда G_{ν} и G_{α} равны нулю, а газожидкостные, когда хотя бы один из этих параметров не равен нулю. Технологическая схема ВРУ построена по холодильному циклу низкого давления с турбодетандером, состоит из подсистемы охлаждения-очистки воздуха и подсистемы его разделения (ректификации). Установка работает при переменной производительности по продуктам разделения воздуха, задаваемой их потребителями, в диапазоне от -30 до + 10 % от номинальных значений.

Как объект управления установка характеризуется векторами выходных \vec{y} , управляющих \vec{u} и возмущающих \vec{z} переменных компоненты. Вектор \vec{y} : концентрации $y_{\kappa}, y_{a}, x_{\kappa}, x_{a}$ и концентрация газообразного отбросного азота y_{oa} ; давления $P_{\kappa}^{\text{вых}}$, $P_{a}^{\text{вых}}$, $P_{{ ext{KK}}}^{{ ext{BMX}}}$, $P_{{ ext{ak}}}^{{ ext{BMX}}}$, $P_{{ ext{oa}}}^{{ ext{BMX}}}$ и температуры $t_{{ ext{K}}}^{{ ext{BMX}}}$, $t_{{ ext{a}}}^{{ ext{BMX}}}$, $t_{{ ext{KK}}}^{{ ext{BMX}}}$, $t_{\mathrm{aж}}^{\mathrm{Bыx}}$, $t_{\mathrm{oa}}^{\mathrm{Bux}}$ соответствующих газовых и жидкостных потоков на выходе установки, а также расход отбросного азота V_{oa} и потери воздуха при переключении регенератов $V_{\text{пот}}$. Вектор \vec{u} , значения компонент которого можно независимо изменять, содержит расходы — воздуха на входе в установку $V_{\scriptscriptstyle \rm B}^{\scriptscriptstyle \rm BX}$, $G_{\Phi\pi}^{\Gamma}$ и чистой $G_{\Phi\pi}^{\Psi}$ азотной флегм; время — прямого дутья $\tau_{\text{пр}}$ и цикла дутья $\tau_{\text{ц}}$ регенераторов. Поскольку можно считать $V_{\Pi} = V_{\Pi}$ [11], в векторе \vec{u} оставлен только расход V_{π} , а с учетом допущения об идентичности регенераторов для переменных τ_{np} и $\tau_{_{\rm II}}$ справедливо соотношение — $\tau_{_{\rm II}p}=\tau_{_{\rm II}}/3$, и независимой переменной можно считать $\tau_{_{II}}$. В качестве компонент возмущающих воздействий вектора \vec{z} выступают расходы получаемых продуктов V_{κ} , $V_{\rm a}$, G_{ν} и G_{α} .

При решении задачи статической оптимизации ВРУ, функционирующей при переменной производительности по продуктам разделения воздуха, в качестве критерия приняты затраты электроэнергии на разделение воздуха. Получены оптимальные значения $V_{\rm B}^{*\rm BX}$, $G_{\rm dn}^{*\rm T}$, $G_{\rm dn}^{*}$, $V_{\rm d}^{*}$ и $\tau_{\rm u}$ управляющих воздействий установки для различных



значений $V_{\rm K}$ и $V_{\rm a}$, представленные в виде функций, зависящих от изменения расхода $V_{\rm K}$ при постоянном расходе $V_{\rm a}$ и от изменения расхода $V_{\rm a}$ при постоянном расходе $V_{\rm K}$. Реализация этих функций обеспечивает технологические режимы установки, при которых получаются требуемые отборы продуктов разделения воздуха и минимизируется критерий $Q_{\rm oa}$ — потери кислорода с отбросным азотом, который, как показали исследования, эквивалентен затратам электроэнергии на разделение воздуха.

В ходе проведенного анализа сделан вывод о том, что дополнительный эффект от дестабилизационной оптимизации в данной установке разделения возможен благодаря ее подсистеме ректификации (рис. 4), где происходит непосредственное разделение воздуха в нижней и верхней ректификационных колоннах (HPK и BPK). Воздух $V_{\scriptscriptstyle \rm R}$ предварительно разделяется в НРК на кубовую жидкость $G_{\rm kv6}$ (с концентрацией 39 % ${\rm O_2}$) и грязную азотную флегму $G_{\Phi\pi}^{\Gamma}$ (с концентрацией 2,5—5,0 % О₂), которые затем дросселируются в ВРК, и газообразный азот $V_{\rm al}$ (с концентрацией 0,0005 % ${\rm O_2}$). Весь газообразный азот $V_{\rm a1}$ конденсируется в конденсаторах-испарителях (на схеме не показаны и обозначены жирной точкой), откуда дросселируется в ВРК в качестве чистой азотной флегмы $G_{\text{dn}}^{\text{ч}}$ (с концентрацией $(0,0005 \% O_2)$, а также возвращается в НРК. Часть конденсировавшейся жидкости может отбираться в виде продукта — жидкого азота $G_{\rm a}$. Окончательное разделение воздуха происходит в ВРК, где получают газообразный чистый азот $V_{\rm a}$ — продукт, отбросной азот $V_{\rm oa}$, продуктом не являющийся, и жидкий технический кислород $G_{\rm k1}$. После испарения жидкого кислорода в конденсаторах-испарителях часть потока отводится потребителю в виде газообразного технического кислорода V_{κ} , а остальное возвращается в колонну. Возможна также выдача жидкого кислорода в виде продукта G_{κ} .

На примере наиболее общего газожидкостного режима установки, функционирующей при переменном потреблении продуктов разделения воздуха, далее проведен анализ работы этой подсистемы, позволяющий перейти к задаче дестабилизационной оптимизации.

Вначале решается задача статической оптимизации режимов подсистемы ректификации, названная задачей стабилизации. Она сводится к определению вектора $U^* = (V_{\rm B}^*, G_{\varphi\pi}^*, G_{\varphi\pi}^{*\Gamma}, G_{{\rm ky6}}^*, V_{{\rm oa}}^*, V_{{\rm d}}^*),$ при котором достигает минимума целевая функ-

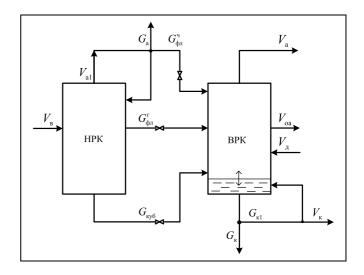


Рис. 4. Упрощенная схема материальных потоков подсистемы ректификации воздухоразделительной установки KA-32

ция $Q_{\text{оа}}$ и выполняются определенные условия и ограничения. При этом значения $V_{\text{в}}^*$, $G_{\text{фл}}^*$ и $G_{\text{фл}}^{*\text{г}}$ — независимые управляющие воздействия, а $G_{\text{куб}}^*$, $V_{\text{оа}}^*$ и $V_{\text{д}}^*$ находятся из уравнений материальных балансов НРК и подсистемы ректификации, а также теплового баланса установки. Компоненты вектора U^* определяются только параметрами режима потребления продуктов разделения, заданного вектором (V_{K}^3 , V_{K}^3 , V_{A}^3 , V_{A}^3 , G_{K}^3 , G_{A}^3 , G_{B}^3 , G_{C}^3

Уравнение, описывающее материальный баланс для куба ВРУ, в которой получается жидкий кислород, можно интерпретировать как уравнение $\Delta H(t) = 0$, где $\Delta H(t)$ — изменение уровня жидкости как функции времени, т. е. уровень в колонне остается неизменным. Расширение области допустимых управлений подсистемы ректификации на интервале времени [0, T], когда изменяется производительность установки, может дать некоторый эффект из-за снятия ограничения на постоянство жидкости в кубе. При постоянном уровне количество вырабатываемого жидкого кислорода в подсистеме определяется заданием по газообразным и жидким продуктам, а в случае снятия этого ограничения оно может быть не равно заданию потребителя. Если жидкости вырабатывается больше, чем требуется, то происходит ее накопление, в противном случае — срабатывание. Изменение уровня жидкости может быть интерпретировано



как изменение производительности установки по жидкому кислороду. Пусть $\overline{G}_{\rm K}$ представляет сумму расходов жидкого кислорода $G_{\rm K}^3$ и $G_{\rm K}^{\rm B}$ соответственно требуемого потребителю и внутреннего, связанного с накоплением (срабатыванием) жидкости. Ввод $\overline{G}_{\rm K}$ в вектор варьируемых параметров позволяет расширить область допустимых управлений и записать вектор, характеризующий потребление продуктов разделения в виде $(V_{\rm K}^3,\ y_{\rm K}^3,\ V_{\rm A}^3,\ y_{\rm A}^3,\ \overline{G}_{\rm K},\ G_{\rm A}^3,\ x_{\rm A}^3)$. Он отличается от ранее введенного тем, что $\overline{G}_{\rm K}$ — независимое управляющее воздействие, а значит, можно получить оптимальное решение лучшее, чем в задаче стабилизации. Выражения, определяющие изменение уровня жидкости, имеют вид:

$$H^{\mathrm{H}} \le H(t) \le H^{\mathrm{B}},\tag{24}$$

$$H(t) = H(0) + \frac{1}{S} \int_{0}^{t} (\overline{G}_{K}(t) - G_{K}^{3}(t)) dt, \qquad (25)$$

$$H(0) = H(T), \tag{26}$$

где $H^{\rm H}$, $H^{\rm B}$, H(t) и H(0) — значения уровня соответственно нижнее и верхнее допустимые, текущее, в момент времени t=0; S — площадь поперечного сечения сборника BPУ.

Вновь введенное управление $\overline{G}_{\rm K}$ нельзя устанавливать на произвольный интервал времени. Связь между максимально возможным временем $t_{\rm II}$ постоянства значения $\overline{G}_{\rm K}$ до точки переключения, значениями уровня $H^{\rm H}$, $H^{\rm B}$ и заданным отбором $G_{\rm K}^{\rm 3}$, выдаваемого потребителю, выражается соотношением, полученным из неравенства (25):

$$t_{_{\Pi}} = \begin{cases} \frac{H^{^{\mathrm{B}}} - H(0)}{\overline{G}_{_{\mathrm{K}}} - G_{_{\mathrm{K}}}^{^{^{3}}}} & \text{при накоплении жидкости,} \\ \frac{H(0) - H^{^{\mathrm{H}}}}{G_{_{\mathrm{K}}}^{^{3}} - \overline{G}_{_{\mathrm{K}}}} & \text{при срабатывании жидкости.} \end{cases}$$

Задача дестабилизационной оптимизации подсистемы ректификации для наиболее общего газожидкостного режима функционирования установки формулируется следующим образом.

Для заданного на интервале времени [0, T] изменения производительности получаемого кислорода $V_{\rm k}^3(t)$ и заданных значений $G_{\rm k}^3$, $y_{\rm k}^3$, $V_{\rm a}^3$, $y_{\rm a}^3$, $G_{\rm a}^3$ и $x_{\rm a}^3$ найти оптимальную, определенную на интервале [0, T] такую вектор-функцию

$$U^{*}(t) = (\overline{G}_{K}^{*}(t), V_{B}^{*}(t), G_{\Phi\Pi}^{*\Gamma}(t), G_{\Phi\Pi}^{*}(t), G_{Ky6}^{*}(t), V_{\alpha}^{*}(t), V_{\pi}^{*}(t)),$$
(27)

что принимает минимальное значение функционал вида

$$I(U^*(t)) = \int_{0}^{T} Q_{oa}(U^*(t))dt,$$
 (28)

выполняются для всех $t \in [0, T]$ ограничения на компоненты вектора U(t)

$$\overline{G}_{K}^{H} \leq G_{K}(t) \leq \overline{G}_{K}^{B}, G_{K}^{H} \leq G_{K}(t) \leq G_{K}^{B}, V_{B}^{H} \leq V_{B}(t) \leq V_{B}^{B},$$

$$G_{\phi,\Pi}^{H} \leq G_{\phi,\Pi}(t) \leq G_{\phi,\Pi}^{B}, G_{\phi,\Pi}^{\Gamma H} \leq G_{\phi,\Pi}^{\Gamma}(t) \leq G_{\phi,\Pi}^{B},$$

$$G_{Ky\delta}^{H} \leq G_{Ky\delta}(t) \leq G_{Ky\delta}^{B}, V_{Oa}^{H} \leq V_{Oa}(t) \leq V_{Oa}^{B},$$

$$V_{\Pi}^{H} \leq V_{\Pi}(t) \leq V_{\Pi}^{B},$$
(29)

удовлетворяются условия физической реализуемости

$$0 \le y_{\rm K}(t) \le 100~\%~{
m O}_2, \quad 0 \le y_{\rm a}(t) \le 100~\%~{
m O}_2,$$
 $0 \le x_{\rm K}(t) \le 100~\%~{
m O}_2, \quad 0 \le x_{\rm a}(t) \le 100~\%~{
m O}_2, \quad (30)$ обеспечиваются ограничения на получаемые продукты

$$V_{K}(t) \ge V_{K}^{3}, \quad V_{a}(t) \ge V_{a}^{3}, \quad G_{a}(t) \ge G_{a}^{3},$$

 $y_{K}(t) \ge y_{K}^{3}, \quad y_{a}(t) \le y_{a}^{3}, \quad x_{a}(t) \le x_{a}^{3},$ (31)

а также соблюдаются условия (24)—(26) и уравнения связи в виде математической модели подсистемы ректификации (здесь не приведенной).

Решение задачи получено для случая, когда возмущающее воздействие $V_{\rm K}^{\rm 3}(t)$ представляет собой двухуровневую, кусочно-постоянную функцию

$$V_{K}^{3}(t) = \begin{cases} V_{K}^{(1)}, \text{ при } 0 \le t < t_{1}; \\ V_{K}^{(2)}, \text{ при } t_{1} \le t \le T, \end{cases}$$
 (32)

где t_1 — точка переключения.

При решении сформулированной задачи дестабилизационной оптимизации применялся алгоритм, в основе которого лежат идеи, изложенные в работе [7], а сама задача (27)—(32), с учетом конкретных особенностей подсистемы ректификации, декомпозируется на две отдельные задачи оптимизации: внешнюю А и внутреннюю В. Решение задачи А позволяет определить закон изменения на интервале [0, T] выработки жидкого кислорода \overline{G}_{κ} , минизирующей суммарные потери кислорода с отбросным азотом Q_{oa}^* на этом интервале, а в задаче В осуществляется статическая оптимизация процесса разделения воздуха при заданной производительности установки и определенном в задаче А значении выработки жидкого кислорода. Получены зависимости Q_{oa}^* ($\overline{G}_{\mathrm{K}}$) для различных значений $V_{\rm K}^3$, представляющие собой однопараметрическое семейство выпуклых вниз функций, в котором параметром является $V_{\rm K}^{\rm 3}$. Их кривизна влияет на получаемый эффект от дестабилизации, на размер которого оказывает влияние также и момент переключения t_1 . При неограниченной емкости куба колонны эффект не зависит от времени T, а при ограниченной емкости зависит, причем с ростом Tразмер эффекта уменьшается. Оптимальное дестабилизационное управление подсистемой ректификации ВРУ в рассмотренных нами диапазонах изменения производительности по получаемым продуктам разделения позволяет снижать потери кислорода с отбросным азотом, а значит, и затраты электрической энергии в установке, на несколько процентов. Это, с учетом высокой энергоемкости процесса разделения воздуха и мощности установки, в абсолютном выражении представляется весьма значительным. Дополнительный эффект может быть получен и от применения избыточного управления, если в качестве последнего выбрать V_{oa} и применить предложенные алгоритмы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение сформулируем основные выводы. Рассмотрен линейный случай задачи дестабилизационной оптимизации режимов многомерного технологического объекта, функционирующего на интервале времени, когда его производительность меняется дважды, при избыточности управляющих воздействий, влияющих на координаты состояния объекта, появляющиеся в результате дестабилизации.

Задача может быть декомпозирована на совокупность линейных одномерных задач дестабилизационной оптимизации с избыточностью управляющих воздействий. Сформулирована одна из таких задач, которая затем сведена к более приемлемой, в смысле упрощения решения, задаче.

В основе ее решения лежит сформулированная теорема, на основе которой разработан алгоритм двухуровневой линейной одномерной дестабилизационной оптимизации при избыточности управляющих воздействий и геометрически проиллюстрирована его работа с указанием получаемого эффекта.

В дальнейшем представляется необходимым разработать алгоритм решения линейной задачи дестабилизационной оптимизации режимов многомерного технологического объекта с избыточностью управляющих воздействий, функционирующего при неоднократном изменении его производительности на интервале времени.

Продемонстрирована возможность применения дестабилизационного управления реальными производственными объектами, приведен конкретный пример.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Условия, принятые при постановке задачи:

- возмущающее воздействие будем считать периодическим с периодом T и двухуровневым, т. е. $f(t) = f(t+T), f(t) = f(f_1, f_2, t_1);$
- управляющее воздействие $u(t) = (u_1(t), u_2(t), ..., u_n(t))$ кусочно-постоянная вектор-функция;
- подынтегральная функция Q(u(t), f(t)) в функционале I в любой момент времени t может быть представлена в виде семейства параметрических n-мерных плоскостей

$$Q(u(t), f(t)) = a(f(t)) + \sum_{i=1}^{n} b_{i}(f(t))u_{i}(t),$$

где коэффициенты a(f(t)), $b_i(f(t))$, $i = \overline{1, n}$, являются функциями значений воздействия f(t) в соответствующий момент времени;

- функционал $\mu(u^t, f^t)$ скалярный, однако зависящий от векторного управления $u^t = (u_1^t, u_2^t, ..., u_n^t)$;
- функция $\varphi(u(t), f(t))$ под знаком интеграла в функционале $\mu(u^t, f^t)$, характеризующего изменение переменной μ , может быть представлена в любой момент времени t семейством параметрических n-мерных плоскостей:

$$\varphi(u(t), f(t)) = \alpha(f(t)) + \sum_{i=1}^{n} \beta_{i}(f(t))u_{i}(t); \quad (\Pi 1)$$

— задача стабилизации разрешима во всей области F изменения возмущающих воздействий, т. е. для любого $f \in F$ существует вектор \mathring{u} , однозначно зависящий от f, при котором

$$\varphi(\mathring{u}(t), f(t)) = 0, \tag{\Pi 2}$$

причем $u^{H}(f(t)) \leq \mathring{u}(t) \leq u^{B}(f(t)).$

Значение $\mathring{u}(t)$ может быть, в частности, получено из решения задачи оптимизации при заданном f(t) и выполнении условия (П 2).

В соответствии с (П 1) и (П 2) при стабилизирующем управлении $\mathring{u}(t)$ справедливо равенство

$$\varphi(\mathring{u}(t), f(t)) = \alpha(f(t)) + \sum_{i=1}^{n} \beta_{i}(f(t)) \mathring{u}_{i}(t) = 0. \quad (\Pi \ 3)$$

Введя обозначение $\omega_i(t) = u_i(t) - \mathring{u}_i(t), i = \overline{1, n}$, и учитывая равенство (П 3), получим вместо условия (П 1) выражение

$$\varphi(\omega(t), f(t)) = \sum_{i=1}^{n} \beta_i(f(t)) \omega_i(t).$$

ЛИТЕРАТУРА

1. Косарев Д.А., Ремизова О.В., Сыроквашин В.В., Фокин А.Л. Робастное управление многомерным линейным объектом с запаздыванием // Известия СПб ГТИ (ТУ). — 2012. — № 17 (43). — С. 77—82. [Kosarev, D.A., Remizova, O.V., Syrokvashin, V.V., Fokin, A.L. Robust control of a multidimensional linear object with delay // Bulletin of St. Petersburg State Technical University (TU). — 2012. — No. 17 (43). — P. 77—82. (In Russian)]



- 2. *Еремин Е.Л.* Адаптивное управление динамическим объектом на множестве состояний функционирования // Информатика и системы управления. 2012. № 4 (34). С. 107—118. [*Eremin, E.L.* Adaptive control of a dynamic object on a set of functioning states // Informatics and control systems. 2012. No. 4 (34). P. 107—118. (In Russian)]
- 3. *Еремин Е.Л., Шеленок Е.А.* Робастное управление для одного класса многосвязных динамических объектов // Автоматика и телемеханика. 2017. № 6. С. 106—121. [*Eremin, E.L., Shelenok, E.A.* Robust control for one class of multivariable dynamic plants // Automation and Remote Control. 2017. Vol. 78, no. 6. Р. 1046—1058.]
- 4. Жолдошов Т.М., Оморов Т.Т. Синтез динамической управляющей подсистемы для стационарного многомерного объекта // Технические науки от теории к практике. 2012. № 12. С. 27—32. [Zholdoshov, Т.М., Omorov, Т.Т. Synthesis of dynamic management subsystem for stationary multidimensional object // Engineering from theory to practice 2012. № 12. С. 27—32. (In Russian)]
- 5. Габасов Р., Кириллова Ф.М., Во Тхи Тань Ха. Оптимальное управление в реальном времени многомерным динамическим объектом // Автоматика и телемеханика. 2015. № 1. С. 121—135. [Gabasov, R., Kirillova, F.M., Vo Thi Thanh Ha. Optimal real-time control of multidimensional dynamic plant // Automation and Remote Control. 2015. Vol. 76, no. 1. P. 98—110.]
- 6. Гайдук А.Р., Колоколова К.В. Синтез систем автоматического управления неустойчивыми многомерными объектами // Науч. вестник Новосибир. гос. техн. ун-та. 2017. № 1 (66). С. 26—40. [Gaiduk, A.R., Kolokolova, K.V. Synthesis of automatic control systems for unstable multidimensional objects // Scientific. Bulletin of the Novosibirsk State Technical University. 2017. No. 1 (66). P. 26—40. (In Russian)]
- 7. Shamkin, V.N., Muromtsev, D.Yu., Gribkov, A.N. Using destabilization control to improve the functioning of complex multidimensional technological objects on the time interval // Journal of Engineering and Applied Sciences. 2017. Vol. 12, no. 24, December. P. 7198—7217.
- 8. Муромцев Д.Ю., Грибков А.Н., Тюрин И.В., Шамкин В.Н. Формализованная постановка задачи дестабилизационного энергосберегающего управления многомерными технологическими объектами при неоднократном изменении

- заданий по их производительности на длительном интервале времени // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. «Приборостроение». 2018. № 5 (122). С. 99—115. [*Muromtsev, D.Yu., Gribkov, A.N., Tyurin, I.V., Shamkin, V.N.* Formalised Statement of a Problem Dealing with Energy-Efficient Destabilisation Control of Multidimensional Technological Objects for the Case of Repeated Adjustment of Expected Performance over a Long Period of Time // Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series Instrument Engineering 2018. No. 5 (122). P. 99—115. (In Russian)]
- 9. Muromtsev, D.Yu., Gribkov, A.N., Tyurin, I.V., Shamkin, V.N. Theoretical justification for the solution of the problem of destabilization energy-saving control of multidimensional technological objects operating in variable performance conditions over a long time interval // Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series Instrument Engineering. 2019. No. 1 (124). P. 109—128.
- Muromtsev D.Y., Belousov O.A., Gribkov A.N., et al. An algorithm for destabilization control over MIMO systems with a continuous variation of their performance at long time interval // AIP Conf. Proceedings «Oil and Gas Engineering, OGE 2018». 050010.
- 11. *Беляков В.П.* Криогенная техника и технология. М.: Энергоатомиздат, 1982. 271 с. [*Belyakov, V.P.* Cryogenic equipment and technology. М.: Energoatomizdat, 1982. 271 р. (In Russian)]

Статья представлена к публикации членом редколлегии Н.Н. Бахтадзе.

Поступила в редакцию 13.05.2019, после доработки 21.11.2019. Принята к публикации 2.12.2019.

Муромцев Дмитрий Юрьевич — д-р техн. наук,

⊠ mdjur@mail.ru,

Грибков Алексей Николаевич — д-р техн. наук,

⊠ GribkovAlexey@yandex.ru,

Тюрин Илья Вячеславович — канд. техн. наук,

⊠ tyrinilja@yandex.ru,

Шамкин Валерий Николаевич — д-р техн. наук,

⊠ shamkin-v@mail.ru,

Тамбовский государственный технический университет.

ALGORITHM OF OPTIMAL CONTROL OF MIMO TECHNOLOGICAL SYSTEMS WHEN CHANGING THEIR PERFORMANCE INDICATORS OVER A LONG TIME INTERVAL

D.Yu. Muromtsev[#], A.N. Gribkov, I.V. Tyurin, V.N. Shamkin
Tambov State Technical University, Russia

Mdjur@mail.ru

Abstract. The issues of managing complex energy- and resource-intensive technological objects that operate in variable performance modes for the products produced over a long period of time using algorithms of destabilization optimization are discussed. The linear problem of destabilization optimization of the regimes of a multidimensional technological object, which operates over a time interval when its productivity changes twice, is considered with redundant control actions affecting the coordinates of the state of the object that appear as a result of destabilization. The problem is decomposed into a set of linear one-dimensional problems of destabilization optimization with redundancy of control actions, which are based on the formulated theorem and an algorithm developed on its basis. The operation of this algorithm is illustrated geometrically indicating the effect obtained. The possibility of using destabilization control of a real production facility, a large low-pressure air separation unit, is demonstrated. The necessity of developing an algorithm for solving the linear problem of destabilization optimization of the regimes of a multidimensional technological object with redundancy of control actions, which functions with repeated changes in its performance over a time interval, is noted.

Keywords: destabilization, time interval, integral criterion, MIMO system, optimization, performance, optimal control, additional effect.

Funding. The work is performed with financial support of Russian Foundation of Basic Research, project no. 18-08-00555-a.

УДК 681.3:62-52

DOI: http://doi.org/10.25728/pu.2020.2.7

ОТ НЕКЛАССИЧЕСКОЙ К ПОСТНЕКЛАССИЧЕКОЙ НАУКЕ: ПРИМЕР КОМПЬЮТЕРНЫХ ТРЕНАЖЕРОВ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ ОПЕРАТОРОВ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

В.М. Дозорцев

Аннотация. Дан обзор проблематики построения и применения компьютерных тренажеров для обучения операторов технологических процессов в рамках периодизации научной рациональности от классической и неклассической к постнеклассической. Представлены ключевые постнеклассические характеристики современных тренажеров — саморазвитие, междисциплинарность, антропоцентрический фактор, ориентация на практику. Особое внимание уделено технике имитационного моделирования как принципиально новому способу определения отклика сложной технической системы на произвольные вмешательства пользователей, а также иммерсивным инструментам воспроизведения рабочей среды обучаемого оператора. Исследована постнеклассическая роль инструктора, сочетающая функции организатора тренинга, агента развития, инициирующего перенастройку компонентов тренажера и совершенствование методик обучения, а также ключевого звена капитализации знаний лучших профессионалов. Показаны принципиальные изменения в организации и реализации тренажерного проекта, охватывающего теперь не только стадии исследования и разработки, но и сопровождение, и развитие тренажерных систем. Рассмотрены перенос приобретаемых в тренинге навыков и современные подходы к автоматизированной оценке работы операторов на тренажере. Проанализированы базовые тенденции в тренажеростроении: изменение мотивов тренинга (превалирование профессионального роста и самореализации работников), поколенческий сдвиг на фоне революционного обновления средств труда (виртуальная и смешанная реальности, советчики на базе искусственного интеллекта), развитие и оценка профессиональных компетенций работников. С учетом высокой синтетичности тренажерных технологий изложение опирается на широкий понятийный контекст, включая научно-технические, когнитивнопсихологические, педагогические, социально-экономические и литературные феномены.

Ключевые слова: классическая, неклассическая и постнеклассическая научная рациональность, технологические процессы, компьютерные тренажеры для обучения операторов, саморазвивающиеся системы, человекоразмерность сложных технических систем, междисциплинарный подход.

ВВЕДЕНИЕ

Представления о наступившей «постнеклассической» фазе научной рациональности, поначалу относимые преимущественно к гуманитарным наукам [1], все явственнее распространяются на науки технические, в том числе на науку управления [2]. В то же время некоторые базовые разделы этой науки, в том числе, управление производством, пока в указанном контексте не рассматривались.

Необходимость такого анализа более чем назрела, имея в виду поистине революционные изменения, переживаемые современным производством.

Даже не вдаваясь в специальный методологический анализ, легко обнаружить очевидные сдвиги в нормах и инструментах достижения научной истинности, используемых теорией и практикой управления производством. Действительно, предметом исследования классической теории регулирования/управления являлся объект (техническая система), свойства которого полностью определя-



лись характеристиками составляющих его элементов, одинаковыми как внутри, так и вне системы. Поведение объекта объяснялось детерминистически, а случайные процессы относились к действию скрытых детерминант (помех). За скобки выносилось все связанное с самим исследователем и средствами его деятельности.

Кибернетика как наука об общих закономерностях процессов управления в технических системах, живых организмах и обществе ознаменовала переход к неклассической фазе [3], когда в поле исследования попали сложные системы, не сводящиеся к сумме своих элементов. На уровне подсистем в таких системах работают механизмы саморегулирования, а целостность системы сохраняется благодаря небольшому числу параметров высокого уровня. Производственные технические системы стали рассматриваться во всей своей полноте, включая технологическую, экономическую и организационную составляющие. Для управления подобными объектами понадобились методы, подстраивающиеся под меняющиеся свойства объекта и внешней среды, от базовых адаптивных систем до методов информационного управления, управления активными системами, рефлексивного управления [3]. Принципиально, что на этой стадии наука управления начала опираться на появившуюся и вскоре невероятно окрепшую вычислительную технику, позволившую автоматизировать проверку расчетов и исследовать поведение объекта с помощью численных моделей (системы управления производством подверглись компьютеризации сразу же вслед за оборонными и космическими, и, естественно, в куда более широком масштабе). Было признано также, что между исследователем и исследуемым явлением имеется посредник — человеческая деятельность. В применении к управлению производством это означает, что установки и профессиональные приемы разработчиков стали непосредственно определять состав и функциональность систем управления (переход от наблюдаемых систем к наблюдающим системам).

Наконец, постнеклассическая фаза, оформившаяся на рубеже нового тысячелетия, имеет дело со сложными саморазвивающимися системами, включающими в себя, помимо собственно технико-технологического базиса, человека (разработчика/интегратора/конечного пользователя), экологическую и даже культурную среду, которая должна принять новую технологию. В последние годы к таким системам относят, в частности, сложные компьютерные сети, все глубже проникающие в практику управления производством. Как никогда становится важна человекоразмерность, особенно в человеко-машинных комплексах, где грань между естественным и искусственным все больше стирается. Для современной научной рациональности характерны междисциплинарность и проблемноориентированный подход, в котором объединяются теория и эксперимент, фундаментальные и
прикладные составляющие исследования. Объекты современного производства открыты и саморазвиваются, что предполагает постоянное обучение средств управления из-за неостанавливающегося накопления опыта и знаний лучших практик
управления схожими объектами. Также важна прямая соотнесенность современного научного знания с социокультурными ценностями и нормами,
гуманистическими ценностями, этическими обязательствами и запретами, порожденными вызовами современных технологий.

Яркий пример перехода к постнеклассической парадигме — компьютерные тренажеры (КТ) для обучения операторов технологических процессов (ТП), вместившие в себя широкий спектр научных и технических компонентов, бытующие в напрямую несвязанной с «физикой» виртуальной среде и находящиеся в фокусе проявлений человеческого фактора современного производства.

В работе дан детальный обзор проблематики построения и применения КТ в свете постнеклассической научной рациональности. Анализируются новые характеристики тренажерных компонентов — широкая междисциплинарность, антропоцентрический фактор, ориентация на практику. Изложение опирается на широкий понятийный контекст, включая не только научно-технические, но и когнитивно-психологические, педагогические, социально-экономические феномены и даже художественные тексты.

Подчеркнем, что настоящая работа не является исследованием собственно КТ и на примере прорывной тренажерной технологии сосредоточена на анализе изменений, проявляющихся в науке управления на ее постнеклассическом этапе. Читатель, интересующийся проблематикой современного тренажеростроения, отсылается к ключевым работам [4—9].

1. 4TO TAKOE TPEHAЖEP

1.1. Немного истории

Компьютерные тренажеры — порождение уже неклассической эпохи; их доцифровые прототипы, хоть и интересны с исторической точки зрения, не могли достичь необходимого качества тренинга без неклассических технологий, прежде всего таких, как развитые системы имитационного моделирования ТП и средства визуализации операторской рабочей среды.

«Гражданский» тренажерный проект (как в свое время атомный и космический) имеет «военную» подоплеку, только в случае КТ для операторов ТП эта война протекает на поле промышленной





Рис. 1. Натурный тренажер для обучения кавалеристов, содержащий базовые компоненты тренажерной системы

безопасности. По имеющимся оценкам [4], только в переработке углеводородов среднегодовые потери (согласно сорокалетней статистике [10]) от некачественного операторского управления с учетом аварий, потерь качества, упущенной выгоды из-за приостановки производства, составляют около 7—8 млрд. долл. (в современных ценах¹). Удерживается этот фронт ежегодным внедрением промышленных тренажерных систем примерно на 0,6 млрд. долл². Среди основных причин столь колоссальных потерь — все усложняющиеся задачи, с которыми сталкиваются операторы, упущения в системе их профессиональной подготовки, ухудшающаяся демографическая ситуация (можно даже говорить об определенном поколенческом сдвиге, когда падает престиж операторской профессии и снижается качество приходящих в отрасль специалистов). К сожалению, качественного улучшения статистики потерь от несоответствующего операторского управления не наблюдается, несмотря на серьезные усилия всего промышленного сообщества. Более того, мы видим проявление «иронии автоматизации» [11], когда усложнение ТП и средств управления, призванных защитить производство, приводит только к дальнейшему повышению рисков. Вырваться из этой спирали можно, лишь радикально повысив уровень подготовки операторов, что и определяет все возрастающий интерес к

ним как к ключевому элементу обеспечения безопасности и эффективности производства.

В любом самом простом тренажере присутствуют три обязательных элемента: модель объекта (его заместитель), информационная модель (модель среды управления), посредством которой обучаемый взаимодействует с моделью объекта, и модель обучения, определяющая содержание тренинга. Тренажер — средство обучения, в нем всегда есть обучаемый (или несколько обучаемых) и тренер (инструктор). На рис. 1 показан натурный тренажер для кавалериста, возможно, еще позапрошлого века. Механическая лошадь — модель объекта; седло и уздечка — модель среды управления; почти скатившийся с лошади — будущий наездник; скромно выглядывающий на заднем плане и его коллега на переднем — инструкторы, реализующие модель обучения. Угадывается и третий инструктор за кадром; в нужный момент он дергает «лошадь» за задние ноги.

По-видимому, раньше других серьезные тренажерные системы появились в авиации, что не удивительно, принимая в расчет недоступность тренировок в полете и риски, связанные с недостатком операторских навыков. Эволюция авиационных тренажеров прослеживается на рис. 2 от установ-

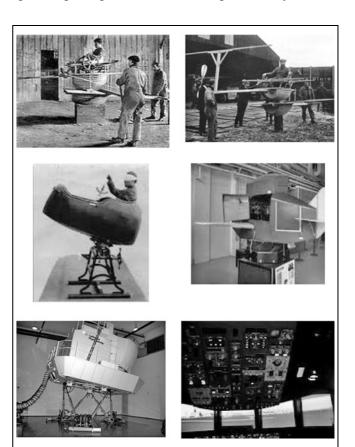


Рис. 2. Эволюция авиационных тренажеров

¹ Самая крупная в истории авария в нефтепереработке произошла 30 лет назад на НПЗ в Пасадене (Техас). В ней погибли 23 и ранены 314 чел. Общие потери от аварии составили 1,6 млрд. долл. по ценам 1989 г. (сейчас это было бы минимум вдвое больше). Причина — ошибка оператора при переключении технологических линий на установке получения полиэтилена.

 $^{^2}$ Легко подсчитать, что тренажеры окупаются, если снижают аварийные потери всего на 8 %.



ленной на резиновой шине гондолы до полномасштабной реплики кокпита, изменяющего ориентацию в пространстве, с точным воспроизведением приборной доски и обстановки вне кабины.

Операторы сложных ТП работают в особенных условиях: их объект управления сосредоточен вдалеке от защищенных операторных, т. е., в отличие от пилотов они не ощущают непосредственной угрозы. Тем сложнее задача тренинга операторов ТП с мотивационной точки зрения. На рис. 3 дана принципиальная схема КТ для обучения операто-

ров в неклассическом варианте. В контуре реального *производства* оператор управляет технологической установкой посредством системы управления (СУ). В *тренажерном* контуре этим элементам соответствуют модель ТП и интерфейс оператора. Принципиальный компонент КТ — станция инструктора, снабженная функциями ведения тренинга. В контуре *разработки* показаны необходимые экспертизы разработчика, а в контуре *внешнего окружения* — факторы, определяющие назначение и функциональность тренажерной системы. По ходу

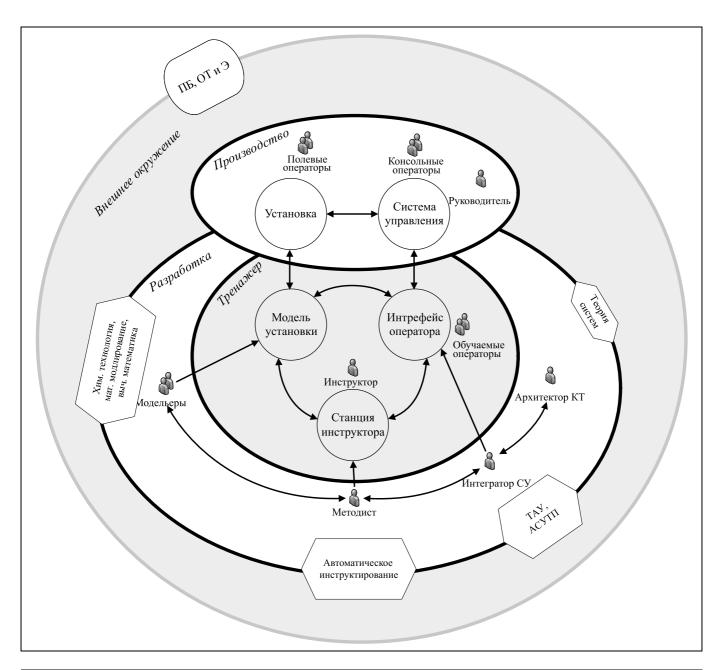


Рис. 3. Принципиальная схема неклассического компьютерного тренажера: ΠE , OT и OC — промышленная безопасность, охрана труда и окружающей среды; CY — система управления; TAY — теория автоматического управления; $ACYT\Pi$ — автоматизированные системы управления $T\Pi$

72



изложения читатель будет отсылаться к рис. 4 для иллюстрации перехода от неклассической к постнеклассической парадигме (рис. 3 содержится в рис. 4; добавления выделены полужирным). Постнеклассика проявляется в первую очередь в дополнительных функциях разработки и сопровождения тренажеров, в необходимых для этого экспертизах и в широком наборе факторов внешнего окружения.

1.2. Целое больше суммы частей

Все компоненты тренажера — технические: имитационные модели процесса, интерфейсы оператора, средства автоматизированного инструктирования. Давно пройденная ловушка классической науки: потребуем высокого качества исполнения отдельных элементов и получим отменное качество тренажера в целом. Бесспорно, это необходимо требовать. Вернемся к винтажному трена-

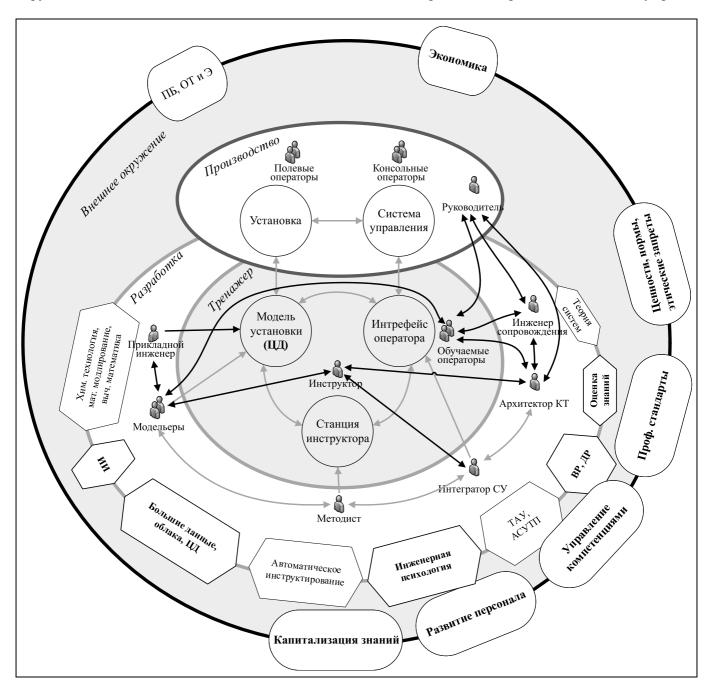


Рис. 4. Принципиальная схема постнеклассического компьютерного тренажера: *ЦД* — цифровой двойник; *ИИ* — искусственный интеллект; *ВР* и *ДР* — виртуальная и дополненная реальности; дополнительные постнеклассические связи, экспертизы и факторы внешнего окружения набраны полужирным



жеру для кавалериста (см. рис. 1). Если шаг, рысь, аллюр смоделированы неверно, навык может получиться ложным; а что может быть хуже, если автоматизированное действие ложно (ведь, навык и есть именно автоматизированное действие)? Лучше уж ничего не автоматизировать. Если седло неправильной формы, поводья ошибочной длины, натяжение неверно, как потом оператор сможет управлять живой лошадью? Наконец, если инструктор не сможет поставить «модель» на дыбы, как наездник научится справляться с такой неожиданностью в реальной практике?

Но всего этого недостаточно; иными словами, если составить тренажер из перечисленных компонентов, исполненных идеально, но без учета самой задачи обучения, тренажер не превратится в столь же высококачественный. Цель тренинга выработка навыка, а он станет истинным и его перенос в реальную практику положительным, только если будет соблюден принцип подобия деятельности оператора в тренинге и в реальной работе. Причем это подобие не только (и даже не столько) физическое, сколько психологическое. Оператор должен ощущать себя так же, как на рабочем месте. Последнее достигается, прежде всего, информационным подобием: информация в тренинге должна поступать, обрабатываться и претворяться в управленческие решения подобно соответствующим процессам в реальной работе — по объему, типу, составу, последовательности, динамике и пр. [4, гл. 2]. Элементы тренажера, объединяясь в систему, приобретают целостность, влияя друг на друга и создавая нетехническое качество объединенных в целое технических частей.

1.3. Антропоцентрический подход в тренажеростроении

Тренажеры — образцовый пример антропоцентрической технологии. Они предназначены для обучения людей-операторов под руководством людей-инструкторов. Критерием их совершенства служит психолого-педагогический принцип подобия, не сводимый к сумме критериев качества отдельных элементов. Достижение критерия (исключая сугубо технические моменты) оценивается людьми-экспертами. Наконец, пользователем готового изделия выступает особый человеческий коллектив, отражающий, но не копирующий производственную иерархию: это, скорее, передача уникальных навыков и знаний (в совокупности — умений) от более опытных работников к менее опытным и даже новичкам.

Отмеченная «неизоморфность» отношений в парах «начальник — подчиненный» и «инструктор — обучаемый» создает известное социально-психо-

логичное напряжение в тренинге. Недоучет этого фактора, как и других психологических феноменов компьютерного тренинга, может существенно повредить разработке. Добавим к этому и еще одну черту постнеклассики в тренажеростроении: разработчики-исследователи, к которым из-за стирания границ между разработкой, инжинирингом и поддержкой присоединяются инженеры-прикладники и инженеры сопровождения, не могут, как прежде, оставаться вне исследуемого предмета. На всех этапах разработки и внедрения они вступают в плотный контакт с экспертами и будущими пользователями; подчас этот контакт, оставаясь выраженным на обыденном «технологическом» языке, затрагивает самые основы научно-технического содержания работы (см. рис. 4).

2. ПОСТНЕКЛАССИЧЕСКИЙ ВЗГЛЯД НА МОДЕЛИРОВАНИЕ

2.1. Как менялось представление о точности модели

Классика настаивала, что точность модели феномен объективный; она проверяется в строгом эксперименте; если объект изменяется, модель нужно перестроить. Неклассика предположила, что модель может быть изменена непосредственно в контуре управления. Появилась идея адаптации, означавшая, что точность имеет смысл здесь и сейчас. При этом, согласно принципу дуального управления А.А. Фельдбаума [12], нельзя качественно управлять, не имея хорошей модели объекта, а идентифицировать объект нельзя, не испортив управление. Другими словами, нельзя обучить модель, наблюдая за жестко управляемым объектом, нужно «испортить» управление, поставить объект в сложные, не полностью управляемые условия; только тогда изучение станет эффективны ${\bf M}^3$.

С приходом постнеклассики оказалось, что в КТ точности модели как таковой нет; она определяется только в самом процессе построения и применения тренажера, причем, скорее, не разработчиком, а пользователем. Сначала это происходит на стадии разработки, затем повторяется день за днем в тренинге. Только пока инструктор и оператор верят, что модель точна (точнее, адекватна — о чем далее), полноценный тренинг возможен.

74

³ Как не вспомнить здесь: Если друг оказался вдруг / И не друг, и не враг, а так, / Если сразу не разберешь, / Плох он или хорош, — / Парня в горы тяни, рискни, / Не бросай одного его, / Пусть он в связке в одной с тобой — / Там поймешь, кто такой. (В.С. Высоцкий, 1967.)



Идея, что точность модели зависит от решаемой задачи, не нова⁴. Крайне остро проблема обрисовалась именно в постнеклассический период. Обратимся к интуитивному кладезю догадок на этот счет — роману Станислава Лема «Солярис».

Планета Солярис, открытая за 130 лет до описываемых в романе событий, непригодна для жизни человека. Всю ее площадь покрывает обладающий высокоразвитым разумом Океан, на поверхности которого обнаруживаются замысловатые структуры, построенные на основе сложнейшего математического аппарата⁵. Для установления контакта на Солярисе строится научно-исследовательская станция. Прибывший на Солярис психолог Крис Кельвин застает хаос и запустение, один из обитателей станции наложил на себя руки, двое других на грани помешательства. Выясняется, что на станции появляются «гости», фантомы, точные (исходя из памяти членов экипажа) копии ранее знакомых им людей, с которыми связаны травмирующие и вызывающие стыд воспоминания или фантазии. Кельвину Океан посылает его юную возлюбленную Хари, десятью годами ранее покончившую с собой после размолвки с ним...

Рассмотрим эпизод с платьем (гл. «Хари»). Ошарашенный первым приходом девушки, Крис решает избавиться от нее, отправив ракетой в никуда. Для этого ей надо снять платье и переодеться в комбинезон.

Но тут выяснилась удивительная вещь. Платье нельзя было снять, у него не было никакой застежки, ни молнии, ни крючков, ничего. Красные пуговки посредине были только украшением. Хари смущенно улыбнулась. Сделав вид, что это самая обычная вещь на свете, я поднятым с пола похожим на скальпель инструментом разрезал платье на спине, в том месте, где кончалось декольте. Теперь она могла снять платье через голову... (С. Лем. Солярис. 1960.)

Харри соткана из воспоминаний Криса; он запомнил само платье, но не удержал в памяти функциональных деталей. Когда появляется «следующая» Хари, он начинает воспринимать пришелицу как реальную девушку, хотя и понимает, что «настоящей» Хари нет, и перед ним созданный Океаном фантом. Его мучает необъяснимая вина («здесь, скорее, что-то с совестью», как говорит один из обитателей станции).

Отметим аналогию предложенной Лемом сюжетной конструкции с проблемой тренажера. В современных системах поведенческое сходство тренажерной и реальной рабочей среды крайне высоко; например, по законодательству некоторых стран, тренажер не разрешается располагать непосредственно в операторной, чтобы оператор не перепутал и не принялся экспериментировать на реальной установке, как на тренажере. И все же участники тренинга всегда осознают, что работают со смоделированным объектом⁶. В терминах «Соляриса» они видят бесполезные пуговицы на платье, но это не мешает им поверить в адекватность модели, глубоко погрузиться в тренинг и добыть требуемый результат — прочные навыки управления процессом. И уж совсем неважно пользователю, как сделана модель; это проблема ее создателя. Точно так же, как Крису неважно, что Хари состоит из нейтрино.

2.1. Имитационное моделирование — на стыке неклассики и постнеклассики

Частая история: синтетическому и относительно молодому русскому языку не хватает научных слов. То, что старый и аналитический английский называет simulation, мы обозначаем как имитационное моделирование (ИМ). Теперь, когда так уже устоялось, признаем, что название не слишком удачное. В английском различают modelling как построение модели и simulation как ее воспроизведение (имитацию). Да и в первом слове — имитационное — есть двоякость: по-русски, имитация — это и воспроизведение чего-либо (simulation), и притворство (pretense).

В Интернете, который давно уже стал ценным источником данных для анализа терминологических предпочтений, по состоянию на середину 2019 г. на моделирование имеется более 37 млн. ссылок, из них 2 млн. на математическое, 1,2 млн. на компьютерное и 480 тыс. — на имитационное (13 % от общего числа). В англоязычном сегменте — 460 млн. ссылок на modelling и 340 млн. на simulation. Причем, simulation modelling употребляется в сотни раз меньше (только 920 тыс. ссылок или 0,2 %). Часто (в каждом шестом случае) это обозначает журнал «Simulation Modelling Practice and Theory», что, по сути, является сокращением от simulation and modelling. Последнее сочетание как раз встречается очень часто (110 млн. ссылок).

⁴ Так, геоцентрическая система Птолемея была в корне неверна, но благодаря введению эпицикла (малого круга, по которому движутся Солнце и планеты, тогда как центр эпицикла, в свою очередь, перемещается вокруг Земли) она оказалась достаточно точной. Более того, когда Коперник представил правильную гелиоцентрическую систему, ему также пришлось прибетнуть к эпициклам, причем точность его системы даже уступала птолемеевой. Только через 100 лет Кеплер предложил эллиптические, а еще через 100 лет Ньютон обосновал гиперболические траектории движения, что сделало расчеты прозрачными и точными.

⁵ Это <была > скорее охватывающая несколько кубических миль модель целой математической системы <...>. Самой простой была, естественно, мысль, что перед нами какая-то «математическая машина» живого океана, созданная в соответствующих масштабах модель расчетов, необходимых ему для неизвестных нам целей. (С. Лем. Солярис. 1960.)

⁶ По современным теоретическим представлениям [13], уникальная особенность тренажеров как раз и заключается в феномене «пересечения границы» (англ.: border crossing) между компьютерным тренингом и рабочей практикой. Именно при таком пересечении формируется положительный перенос приобретаемого навыка.



Соответственно, обратный перевод «имитационного моделирования» на английский, как правило, дает просто *simulation*.

Сейчас все привыкли к термину ИМ, хотя и научный контекст *имитационного*, скорее, негативный. Поначалу основные применения ИМ были в задачах теории массового обслуживания, где моделируемый процесс описывался случайной величиной с некоторым распределением вероятностей (так, распределение по Пуассону любили применять для описания условно «массовых» процессов типа времени обслуживания заявок в очереди). Такой подход, с точки зрения классических управленцев, маскировал отсутствие модели вообще.

Если моделирование — построение модели, то ИМ — способ ее применения, в котором модель проигрывается, а результат проигрывания нужен тем, кто по каким-то причинам интересуется выходом модели. Интересоваться могут, например, аналитики, которым иначе никак не оценить поведение объекта. Ближе к нашему изложению — интересуются выходами ИМ, конечно, участники тренинга, которые получают возможность свободно манипулировать ТП и в режиме реального времени непосредственно наблюдать последствия такого манипулирования.

В понимании классической науки, ИМ — не аналитический инструмент, как это принято в методах регулирования по возмущению или в базовой теории оптимального управления. Там, модель — часто всего лишь контейнер параметров, подставляющихся в аналитические выражения для управляющего воздействия. Вообще, способ исследования реальности через ее воспроизведение (имитацию) — признак неклассической эпохи.

Как строится имитационная модель? В тренажерах аналитический modelling не работает: классическое описание термодинамического равновесия справедливо для изолированных систем, которые не обмениваются с окружающей средой ни веществом, ни энергией. Эта теория уже неверна для закрытых систем, обменивающихся с внешней средой только энергией. А в случае тренажерных имитационных моделей мы имеем дело с открытыми системами, что роднит их с живыми организмами, пропускающими через себя материальные и энергетические потоки, необходимые для поддержания жизнедеятельности и достижения поставленных целей [14]. Такие объекты существуют в режиме гомеостаза, т. е. саморегуляции, позволяющей открытой системе поддерживать неполное (частичное, подвижное или динамическое) равновесие, и живут только благодаря жесткому регулированию на базовом уровне, в то время как остальные параметры «отпускаются» (в живом организме жестко регулируются биохимия, температура тела, кровяное давление и пр.). Моделирование динамических равновесий и движения к ним при возникновении сильных возмущений — особое искусство, конечно, опирающееся на имеющиеся теоретические достижения, но, по-прежнему, требующее опыта и креатива [15].

Особая трудность состоит в идентификации параметров моделей. Классическая идентификация в этом случае также не работает. Число восстанавливаемых параметров колоссально, такую задачу традиционными методами решить невозможно. Непонятно к тому же, поведение какого реального объекта мы восстанавливаем? Чему должна быть адекватна модель? Однажды наблюденной реальности, как в классических постановках? Но там речь идет о небольшом числе выходных переменных, к тому же строго регулируемых. В имитационных тренажерных моделях выходных переменных многие сотни. Для большинства из них поведение реального объекта, казалось бы, в одинаковых условиях, существенно различается в силу действия многочисленных ненаблюдаемых возмущений (погода, ветер, влажность, флуктуации состава сырья, топлива, состояние оборудования и пр.). В этих условиях подстройка параметров моделей к неповторяющимся наблюдениям становится бессмысленной.

В постнеклассической постановке метод идентификации параметров тренажерной модели диктуется пониманием адекватности модели, оцениваемой экспертами и операторами. А с их позиций в процессе имеется относительно небольшой набор критических режимных параметров, регулируемых автоматически и воспроизводимых с большой точностью (температуры, давления, уровни, составы). Имеются также некритические режимные параметры, точность воспроизведения которых значительно ниже, т. е. допустимый диапазон их изменений значительно шире. Остальные параметры рассматриваются как сугубо инструментальные, т. е. требования к их поведению либо очень мягкие, либо их нет вообще. Именно инструментальные переменные канализируют в себе отклики на упомянутые ненаблюдаемые возмущения.

Что же служит источником информации при настройке тренажерной модели? Помимо проектной и регламентной документации, исторических данных, данных лаборатории (которые, скорее, нужны для определения параметров статических режимов), основная информация поступает в качестве экспертного мнения профессионалов-пользователей: технологов, опытных операторов, инженеров по автоматизации (см. рис. 4). Формализация такой информации решающе важна как для определения параметров модели, так и для подтверждения адекватности модели на этапе сдачи и внедрения тренажера [16].



2.2. Тренажеры и цифровые двойники

Цифровые двойники (ЦД) в последние годы стали настоящим мемом [17]; с ними связывают большие (подчас преувеличенные) ожидания, но единого преставления об их устройстве и назначении все еще не выработано. Главное, что часто упускается в описании ЦД: если есть двойник, должен быть и оригинал. Цифровой двойник — не просто модель, пусть даже точная (хотя мы видели ранее, что точность модели в постнеклассическую эпоху — понятие нетривиальное). Цифровой двойник — модель в «горячем» состоянии, т. е. максимально подобная реальному объекту благодаря постоянно получаемой и накапливаемой информации о его функционировании. Когда и если такой уровень подобия достигается, отклонения выходов модели от измеряемых параметров объекта становятся богатым источником информации для повышения эффективности управления.

Идея применять тренажерную модель в качестве ЦД кажется очевидной, поскольку ее назначение именно имитировать работу реального процесса. Это позволило бы решать многие сопутствующие тренингу задачи: инжиниринг ТП, инжиниринг систем управления, поиск причин неисправностей, предиктивная аналитика состояния оборудования (см. рис. 4).

Однако реализация идеи ограничивается возможностью синхронизации работы модели с текущим динамическим состоянием ТП. Сложность поведения процесса, огромное число восстанавливаемых переменных, значительное число удаленных полевых устройств, состояние которых не измеряется автоматически, делают задачу неразрешимой в масштабе всего ТП. В то же время там, где важно принципиальное поведение объекта (настройка режимов процесса, проверка возможности динамических переходов с режима на режим, расшивка «узких» мест, настройка системы базового регулирования, отладка системы блокировок и противоаварийной защиты, проверка стратегий управления) тренажерные модели, настроенные на различные проверяемые режимы, оказываются эффективными ЦД [18]. В последнее время имеются также удачные попытки применить фундаментальные имитационные модели отдельных узлов и аппаратов для предиктивного анализа состояния оборудования⁷.

3. НОВЫЙ ВЗГЛЯД НА ИНФОРМАЦИОННУЮ МОДЕЛЬ В ТРЕНАЖЕРЕ

- Он сделан из цельного куска самого отборного черного мрамора! похвастался Хоттабыч.
- Значит, внутри там ничего нет? разочарованно спросил Волька.
- А разве внутри должно что-нибудь быть? забеспокоился Хоттабыч.
- В таком случае, понятно, почему этот телефон не действует, сказал Волька. Ты сделал только макет телефона, без всего, что полагается внутри. А внутри аппарата как раз самое главное.
- А что там должно быть, внутри? Объясни, и я тотчас же сделаю все, что необходимо.
- Этого так просто не объяснишь, важно ответил Волька. Для этого нужно сначала пройти все электричество. (Л. Лагин. Старик Хоттабыч. 1938.)

Этот отрывок из бестселлера для пионерского возраста содержит прекрасную метафору требований к информационной модели в тренажере. Важно не физическое сходство и, тем более, не красота исполнения. В тренажере важно функциональное и информационное подобие операторскому интерфейсу на реальном объекте.

Информация, которую использует консольный оператор, почти на 100 % инструментальная. Это показания приборов, временные тренды технологических параметров, сообщения тревожной сигнализации и др. Доля неинструментальной информации при принятии управленческих решений (телефонные и радиосообщения, сторонняя документация, устная коммуникация с коллегами) очень незначительна. На первый взгляд, воспроизведение реального консольного интерфейса в тренажере должно превратиться в рутину, тем более, что все чаще производители систем управления ТП предоставляют программные средства эмуляции своих интерфейсов. Это облегчает как задачу построения операторского интерфейса в тренажере, так и его модификацию при изменении на реальном рабочем месте.

На практике все не так просто: по техническим и стоимостным соображениям всегда остается часть интерфейса, невоспроизводимая автоматически и требующая эмуляции специально разработанными средствами [20]. Рациональное решение о том, каков объем и детальность воспроизведения, должно приниматься на основе когнитивной модели операторской деятельности в компьютерном тренинге [4, гл. 2].

Еще важнее привлечение аппарата когнитивной психологии к проблеме создания интерфейсов *полевого* оператора. Особенности его рабочей среды (большая производственная площадка с огромным объемом технологического и контрольно-

⁷ Вместе с тем значительные усилия разработчиков направлены на применение в прогнозной аналитике методов искусственного интеллекта, в частности, искусственных нейронных сетей [19]. В ситуациях, когда большие и хорошие данные об объекте могут быть собраны, эти методы, действительно, обещают отличные результаты. Построенные на основе больших данных модели отдельных единиц оборудования могут быть органично встроены в тренажер, а с переносом КТ в Облако решается и проблема настройки таких ЦД под текущие характеристики оригинала.



измерительного оборудования и, следовательно, неинструментальной информации) диктуют иные подходы к эмуляции его тренажерного интерфейса (см. дополнительные экспертизы на рис. 4).

Попытки применить для этого 3D-анимацию сопряжены с принципиальными трудностями. Сторонники такого подхода [21] часто без необходимого обоснования ссылаются на высокую точность, достигаемую средствами виртуальной реальности (ВР). В то же время ВР, как правило, предназначена для погружения в другой искусственный мир, а вовсе не для воспроизведения «реальной» реальности в 3D-анимации (пространственного, сенсорного, но, прежде всего, психологического). Кроме того, анимация всегда сопровождается игровой установкой, снижающей ответственность обучаемого оператора, что недопустимо в тренинге столь потенциально опасной деятельности [23].

Разумной альтернативой 3D-анимации представляется интерфейс полевого оператора, построенный в технологии панорамных виртуальных туров [24]. Основанные на фото-панорамировании реальной технологической площадки с элементами дополненной реальности, эти интерфейсы лишены психологических недостатков анимационного решения, снабжены маркерами реальности, исключающими игровой акцент в тренинге⁹. Немаловажно, что панорамные интерфейсы значительно дешевле анимационных как в создании, так и в модификации при изменении реальной рабочей среды.

4. ИНСТРУКТОР В ЭПОХУ ПОСТНЕКЛАССИКИ

Тренажеры для обучения операторов появились задолго до распространения компьютеров. Также давно появился инструктор тренинга, роль которого менялась по мере развития тренажерных тех-

⁸ Конечно, есть «индуцированные» ВР-интерфейсы, специально направленные на копирование реальной среды. Они могут фильтровать, реконструировать или профессионально акцентировать отображения реальности [22]. Когда и если они войдут в состав систем управления, они будут переноситься и в тренажер, при этом их расхождение с реальностью не станет препятствием в обучении, поскольку будут повторять такое же расхождение в реальной работе оператора.

нологий. В классическую эпоху он был организатором тренировочной сессии (распределение задач, запуск упражнений, вводный инструктаж, «разбор полетов» и пр.). Ключевая роль инструктора была — поставить обучаемого в сложное положение, неожиданно вмешиваясь в ход моделируемого процесса (вновь обратимся к рис. 1).

На неклассическом этапе пришло понимание, что инструктор — часть тренажерного *проекта* в его развитии. Он — узкое организационное звено тренинга, поскольку именно инструкторы (не операторы) в дефиците. В саморегулирующейся системе он должен поставить обучение; уметь менять приемы тренинга, если они не работают достаточно эффективно; уметь накапливать опыт, обновляя содержание тренинга и пр. [4, гл. 4].

В постнеклассике тренажерная система рассматривается как саморазвивающаяся. Сама возможность саморазвития инструментально заложена разработчиками тренажера, но реализуется она прежде всего через инструктора. Только на технологической площадке становится заметна деградация системы из-за отставания модели процесса и информационной модели от реальной ситуации на объекте, причем поддержка тренажера разработчиками невозможна без участия инструктора. Он же — мотор развития и совершенствования методики обучения (см. новые связи на рис. 4).

При этом и сам инструктор начинает оцениваться по-другому: его квалификация как инструктора и как профессионала проясняется через тренажер. Конечно, инструктор должен быть педагогом (пусть и стихийным); сколько прекрасных специалистов отсеивались именно из-за нерасположенности к исполнению такой роли.

Важнейший тренд производства — капитализация знаний персонала (см. рис. 4), поскольку операторская профессия сложна, и профессионалы быстро теряются, перемещаются на другие позиции или уходят на пенсию, унося с собой уникальные знания и опыт [25]. В самой значительной степени это относится к инструкторам, причем функциональность современного тренажера дает им эффективный инструментарий капитализации знаний и опыта (прежде всего, путем создания упражнений).

5. ОЦЕНКА ОПЕРАТОРОВ — ТОЖЕ ЧАСТЬ ТРЕНИНГА

Польза тренинга — вещь, на первый взгляд, самоочевидная, не требующая специального обоснования. В то же время попытки такого обоснования предпринимались всегда (см. обзор в работе [4, n. 5.1]), хотя по большей части они сводились

⁹ На крупном российском НПЗ в тренинге применяются два типа интерфейсов полевого оператора, выполненных в среде 3D-анимации и в технологии виртуального тура. Из персональной коммуникации автора с заводским специалистом по компьютерному тренингу следует, что операторы в прямом смысле «играют» в анимационный интерфейс, сетуя только на невозможность перепрыгивать через стены при перемещении в заданную точку «поля». Вряд ли это оправданная тренажерная практика.



к декларативным оценкам эффекта от снижения аварийности и сокращения времени подготовки операторов. Изменения, претерпеваемые конкретным обучаемым, до последнего времени не были предметом изучения, прежде всего, из-за отсутствия инструментов их измерения. Оценки, предоставляемые инструкторами и руководителями, часто не обладают большой ценностью в силу их субъективности и фрагментарности взаимодействия конкретных инструкторов с обучаемыми.

Вместе с тем проблема переноса приобретенных обучаемыми навыков на реальную практику едва ли не центральная; поток исследований на эту тему очень широкий, хотя акцент делается в основном на изучение влияния на перенос разнообразных факторов (мотивированности обучаемых, условий тренинга, уровня испытываемого стресса, личностных характеристик операторов и пр.) [26]. Заказчики дорогостоящих систем компьютерного тренинга вправе знать не только среднюю по миру/отрасли/стране эффективность тренажеров, но и индивидуальный прогресс работников по ходу обучения. Необходимо это и инструкторам: на основе объективных оценок они могут формировать обратную связь обучаемым, корректируя программу и фокусируясь на проблемных местах отдельных обучаемых.

Среди современных подходов отметим методы извлечения и оценки структурных знаний операторов по ходу тренинга [27], позволяющие не только проследить прогресс обучаемого с учетом индивидуальных личностных психологических характеристик, но и выявить дефициты причинноследственных связей, складывающихся у оператора. Это отражает общую постнеклассическую тенденцию перехода от изучения человека-оператора вообще к учету его когнитивных, личностных и даже индивидуальных характеристик (см. рис. 4).

6. НОВЫЙ ТИП РАЗРАБОТКИ

В классическую эпоху составляющие тренажера, выполненные автономно специалистами разного профиля, объединяли в единый комплекс и сдавали заказчику, подтверждавшему их готовность согласно утвержденным заранее требованиям. Позже стало понятно, что без привлечения экспертов заказчика, начиная с самых ранних стадий разработки, ничего не получится.

По современным представлениям (см. новые связи на рис. 4), жизнь тренажера начинается задолго до его внедрения. Заказчик/будущий пользователь/владелец — полноправный хозяин системы; его роль в будущем саморазвитии тренажера

закладывается уже на стадии разработки при определении объема моделирования, первоначального набора упражнений, содержания методик.

Идеальна ситуация, когда специалист заказчика работает с командой разработчиков прямо по ходу создания тренажера. Собранная и «оживленная» технологическая схема впервые выносится на суд заказчика еще до интеграции с системой управления и, тем более, с информационной моделью. Его реакции на этой стадии позволяют исправить ошибки первоначальной конструкции, выявить упущенное, учесть идеи будущего эксплуатанта.

Тот же подход применяется и на стадии приемки. Как и всякая приемка, приемка тренажера — совокупность тестов. Но особенность в том, что «принять» необходимо практически живой организм, поведение которого крайне разнообразно, а вмешательство с целью исправить реакцию на отдельное воздействие может потребовать перепроверку других реакций. Более того (и это вполне характерно для постнеклассического подхода [1]), итоговое состояние тренажерной модели вполне может зависеть от набора проведенных тестов. Вот почему так важно обеспечить полноту и состоятельность тестов.

Центральный вопрос — интерпретация результатов тестирования в случаях, когда они не очевидны для участников приемки. Дискуссии разработчиков и пользователей — вещь совершенно нормальная; критерий — в той же модели, позволяющей практически неограниченное живое экспериментирование. Оно приводит либо к необходимости учесть в модели ранее неучтенное и добиться требуемого поведения, либо согласиться, что текущее поведение приемлемо. Это можно сравнить с консилиумом врачей, где пациент — не больной, а, скорей, на глазах растущий ребенок.

По мере взросления модель переболевает детскими болезнями, достигает расцвета, и, наконец, начинает требовать постоянного обслуживания. Это также часть проекта, без которой полноценный тренажер не живет.

7. ОТ КЛАССИКИ ЧЕРЕЗ НЕКЛАССИКУ К ПОСТНЕКЛАССИКЕ

Основные свойства современного тренажера были заложены еще на неклассическом этапе:

- участники проекта работают одним широким коллективом:
- они вместе корректируют модель (через требования к разработчикам) и создаваемые методики обучения;



- исчезает классическое представление, что единожды созданная система настолько хороша, что будет работать при всех изменениях в объекте и во всем диапазоне возможных возмущений;
- система становится самодостаточной, саморегулируемой; значительная часть возникающих дефицитов устраняется без вмешательства разработчика.

В постнеклассическом подходе трансформация продолжается.

Тренажер технически рассчитан на десятилетие (опыт показывает, что за этот период успевает отмереть старое и появиться новое поколение тренажеров). Без саморазвития тренажер не выживет; за десять лет сменятся все — инструкторы, практически все операторы, почти все руководство, в том числе отвечающее за подготовку операторов; значительно модифицируются требования к тренажерной системе и критерии оценки успешности обучения.

Тренажер ни при каких обстоятельствах не может «застыть», поскольку:

- изменяется реальный мир (объект, система управления, требования к содержанию обучения);
- развиваются участники и кураторы тренинга, их возможности и требования растут;
- сменяется команда (появляются новые операторы), меняются инструкторы;
- изменяется внешняя среда (законодательство, нормативные представления об операторах и их подготовке).

На заре промышленной автоматизации оператора считали единоличным командиром, которому помогала низовая автоматика. По мере роста возможностей автоматики он все больше превращался в ее придаток. Не случайно в тот период оператор исследовался наукой как «идеальный наблюдатель», «идеальный регулятор» и пр. Затем наступило понимание, что оператор — элемент эргатической (человеко-машинной) системы, причем наиболее важный, но и наиболее уязвимый.

Соответственно этой эволюции менялись и содержание компьютерного тренинга, и сами его мотивы. Помимо необходимости защитить персонал, активы и деньги на передний план выходит социальный фактор (профессиональный рост и самореализация работников) и экологические соображения.

Представляется, что роль тренажеров будет неуклонно возрастать. Кроме постоянного усложнения технологий и систем управления, требующего поддерживать боеготовность операторов на постоянно высоком уровне, появляются и дополнительные вызовы. Среди них — революционное изменение средств труда и соответствующий поколенческий сдвиг работников. В перспективе без достаточного уровня компьютеризации, присутствия элементов искусственного интеллекта и виртуальной реальности операторская профессия перестанет привлекать молодых работников. Тренажер — один из эффективных инструментов погружения в эту новую рабочую среду.

Добавим к этому новую актуальность КТ в свете вводимых в действие профессиональных стандартов операторов [28]. Законодатель требует подтверждения профессиональных компетенций работников на основе указанных стандартов; в то же время так называемые практические (или процедуральные) компетенции не могут быть (в отличие от декларативных) оценены без воссоздания практической деятельности операторов. Применение в этих целях полномасштабных натурных тренажеров (своего рода пилотных установок) не решает проблемы из-за массовости задачи оценки компетенций: только в перерабатывающей промышленности речь идет о нескольких миллионах оперативных работников, и создание для них натурных тренажеров — экономически немыслимая задача. Компьютерные тренажеры здесь — практически единственная альтернатива [29].

ВМЕСТО ЗАКЛЮЧЕНИЯ. О ПОСТНЕКЛАССИЧЕСКОЙ ТРЕНАЖЕРНОЙ НАУКЕ

Что демонстрирует представленный в настоящей работе тренажерный пример в плане изменений научной рациональности, критериев научной истины и научных идеалов? Эволюция тренажеростроения, на наш взгляд, свидетельствует о следующем.

- Исследователю становится интересна не только и даже не столько техническая реализация тренажерных компонентов, которая с развитием разнообразных информационных технологий становится все более рутинной.
- При построении тренажеров необходимо добиться целей не сугубо технических, а социотехнических и даже гуманитарных (социальных, психологических, педагогических).
- Человек становится мерой всего проекта: это касается и собственно операторов, и инструкторов, и самих разработчиков.
- Все участники тренинга рассматриваются не как усредненная масса профессионалов, а как индивидуумы, обладающие когнитивными и личностными особенностями.
- Для создания системы необходимо собрать очень широкий спектр научной экспертизы.



- Тренажерный проект воистину междисциплинарный (даже трансдисциплинарный).
- Тренажерная система рассматривается эволюционно от зарождения и реализации до поддержки и сопровождения. Тренажерный проект симбиоз научного исследования, технической разработки и инжиниринга.
- Тренажер тянет за собой решение широчайшего круга смежных задач, основанное на моделировании процессов и эмуляции систем управления.

Представляется, что сходные изменения ждут и другие направления промышленной автоматизации. Как известно, нет ничего практичнее хорошей теории. Но теория становится постнекласической, поглощая практику и растворяясь в ней.

ЛИТЕРАТУРА

- Степин В.С. Классика, неклассика, постнеклассика: критерии различения. В кн.: «Постнеклассика: философия, наука, культура». СПб.: Изд. дом «Мір», 2009. С. 249—295. [Stepin, V.S. Classic, non-classic, post-non-classic: criteria of discernment / in: «Post-non-classic: philosophy, science, culture». SPb.: Publishing house «Mir», 2009. P. 249—295. (In Russian)]
- 2. *Лепский В.Е.* Философия и методология управления в контексте развития научной рациональности // Тр. XII Всерос. совещания по проблемам управления, ВСПУ—2014. М.: ИПУ РАН, 2014. С. 7785—7796. [*Lepsky, V.E.* Philosophy and methodology of control in the context of the development of scientific rationality // Proc. of the XII all-Russian conf. on control sciences, VSPU—2014, Moscow, ICS Russian Academy of Sciences, 2014. P. 7785—7796. (In Russian)]
- 3. *Лефевр В.А.* Кибернетика второго порядка в Советском Союзе и на Западе // Рефлексивные процессы и управление. 2002. Т. 2, № 1. С. 96—103. [*Lefebvre, V.A.* Cybernetics of the second order in the Soviet Union and in the West // Reflexive processes and control. 2002. Vol. 2, no. 1. P. 96—103. (In Russian)]
- 4. Дозорцев В.М. Компьютерные тренажеры для обучения операторов технологических процессов. М.: СИНТЕГ, 2009. 372 с. [Dozortsev, V.M. Computer-based training systems for industrial processes operators. М.: SINTEG, 2009. 372 р. (In Russian)]
- Sneesby, M. Operator Training Simulator: Myths and Misgivings // Hydrocarbon Processing. 2008. Vol. 87, no. 10. P. 125—127.
- 6. Дозорцев В.М. Современные компьютерные тренажеры для обучения операторов ТП: состояние и направления ближайшего развития // Автоматизация в промышленности. 2007. № 7. С. 30—36. [Dozortsev, V.M. Modern Computer Simulators for Industrial Operators Training: State-of-theart and Future Directions // Automation in Industry. 2007. No. 7. P. 30—36. (In Russian)]
- Kluge, A. The Acquisition of Knowledge and Skills for Taskwork and Teamwork to Control Complex Technical Systems. Dordrecht: Springer, 2014. — 200 p.
- 8. *Patle, D.S., Ahmad, Z., & Rangaiah, G.P.* Operator Training Simulators in the Chemical Industry: Review, Issues, and Future Directions // Reviews in Chemical Engineering. 2014. Vol. 30, no. 2. P. 199—216.

- 9. Дозорцев В.М., Агафонов Д.В., Назин В.А. и др. Компьютерный тренинг операторов: непреходящая актуальность, новые возможности, человеческий фактор // Автоматизация в промышленности. 2015. № 7. С. 8—20. [Dozortsev, V.M., Agafonov, D.V., Nazin, V.A., et al. Computerbased Operators Training: Lasting Relevance, New Opportunities, Human Factors // Automation in Industry. 2015. No. 7. P. 8—20. (In Russian)]
- Large Property Damage Losses in the Hydrocarbon Industry, 25th ed. — The Marsh & McLennan Companies, 2018.
- Bainbridge, L. Ironies of Automation // Automatika. 1983. Vol. 19, no. 6. — P. 775—779.
- 12. Фельдбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М.: Наука. 1966. 624 с. [Feldbaum, A.A. Fundamentals of the theory of optimal automatic systems. М.: Nauka. —1966. 624 р. (In Russian)]
- 13. *Schön, D.A.* The Reflective Practitioner: How Professionals Think in Action. Aldershot: Avebury, 1991. 385 p.
- 14. *Гленсдорф П., Пригожин И.* Термодинамическая теория структуры, устойчивости и флуктуации: пер. с англ. М.: Мир, 1973. 280 с. [*Glensdorf, P., Prigogine, I.* Thermodynamic theory of structure, stability and fluctuation, translated from English. М.: Міг. 1973. 280 р. (In Russian)]
- 15. *Dozortsev, V.M., Kreidlin, E.Yu.* State-of-the-art Automated Process Simulation Systems // Automation and Remote Control. 2010. Vol. 71, no. 9. P. 1955—1963.
- 16. Дозорцев В.М., Кнеллер Д.В., Левит М.Ю., Шестаков Н.В. О проблеме адекватности тренажерных моделей технологических процессов // Тр. междунар. конф. «Идентификация систем и задачи управления (SICPRO'2000)». Москва, 2000. С. 51—61. [Dozortsev, V.M., Kneller, D.V., Levit, M.Yu., Shestakov, N.V. On the Problem of Industrial Processes Simulation Models Adequacy // Proc. of the Int. conf. «Identification of systems and control problems (SICPRO'2000)», Moscow, 2000. P. 51—61. (In Russian)]
- 17. Fei Tao, Meng Zhang, Nee, A.Y.C. Digital Twin Driven Smart Manufacturing. L.: Academic Press, 2019. 282 p.
- 18. Стефенсон Г., Хендерсон П., Шиндлер Г., Дозорцев В.М. За пределами тренинга операторов: другие области применения имитационного моделирования технологических процессов // Промышленные АСУ и контроллеры. 2009. № 6. С. 22—26. [Stephenson, G., Henderson, P., Schindler, G., Dozortsev, V.M. Outside the Operators' Training: Other Applications of Industrial Processes Simulation // Industrial ACS and controllers. 2009. No. 6. P. 22—26. (In Russian)]
- Qin, S.J. Survey on Data-driven Industrial Process Monitoring and Diagnosis // Annual Review in Control. — 2012. — Vol. 36. — P. 220—234.
- 20. Погорелов В.П., Баулин Е.С., Фролов А.И. и др. О проблеме эмуляции среды управления в компьютерных тренажерных комплексах для обучения операторов технологических процессов // Автоматизация в промышленности. 2019. № 4. С. 41—46. [Pogorelov, V.P., Baulin, E.S., Frolov, A.I., et al. On the Problem of Control Environment Emulation in Computer-based Simulators for Industrial Process Operators // Automation in Industry. 2019. No. 4. P. 41—46. (In Russian)]
- Nazir, S., Kluge, A., Manca, D. Immersive Virtual Environment or Conventional Training? Assessing the Effectiveness of Different Training Methods on the Performance of Industrial Operators in Accident Scenario / in: «Ergonomics and human factors in safety management». — Boca Raton, 2016. — P. 185—205.
- 22. Сергеев С.Ф. Введение в проектирование интеллектуальных интерфейсов. СПб.: СПбГУ ИТМО, 2011. 108 с. [Sergeev, S.F. Introduction into the design of intelligent interfaces. SPb: SPb State University ITMO, 2011. 108 р. (In Russian)]
- Дозорцев В.М. Интерфейсы с погружением в обучении операторов технологических процессов // Датчики и сис-



- темы. 2017. № 6. С. 54—64. [*Dozortsev, V.M.* Immersive Interfaces for Industrial Process Operators Training // Sensors & Systems. 2017. No. 6. Р. 54—64. (In Russian)]
- 24. Новичков А.Ю., Фролов А.И., Погорелов В.П., Дозорцев В.М. Интерфейс полевого оператора в компьютерном тренажере: 3D погружение или 2D панорама? // Вторая междунар. науч.-практ. конф. «Человеческий фактор в сложных технических системах и средах». СПб., 2016. С. 268—276. [Novichkov, A.Yu., Frolov, A.I., Pogorelov, V.P., Dozortsev V.M. Field Operator Interface in a Computer-based Simulator: 3D immersion or 2D panorama? // 2nd Intern. Scientific and practical conf. «Human factor in complex technical systems and environments» (Ergo—2016), St. Petersburg, 2016. P. 268—276. (In Russian)]
- 25. *Технология* сохранения и воспроизведения когнитивного опыта / под ред. В.Н. Носуленко. М.: Изд-во «Институт психологии РАН», 2016. 456 с. [*The technology* of preservation and reproduction of cognitive experience / ed. V.N. Nosulenko. Moscow: Publishing House «Institute of psychology RAS», 2016. 456 p. (In Russian)]
- Grossman, R., Salas, E. The Transfer of Training: What Really Matters // International Journal of Training and Development. — 2011. — Vol. 15. — P. 103—120.
- Dozortsev, V., Nazin, V., Oboznov, A., et al. Evaluation of the Process Operator Knowledge Formation Resulting from Computer-Based Training // 21st European Concurrent Engineering Conf. 2015 (ECEC 2015). — Lisbon, 2015. — P. 118—123.

- 28. Федотова В.В., Талапова Н.В., Шинявская С.И., Пуратова Н.В. Профессиональные стандарты в России: современное состояние вопроса, возможности применения / под ред. В.В. Федотовой. Екатеринбург: УрФУ, 2013. 51 с. [Fedotova, V.V., Tolapova, N.V., Shinyavskaya, S.I., Puratova, N.V. Professional standards in Russia: the Current State of the Issue, the Possibility of Application / ed. V.V. Fedotova. Ekaterinburg: UrFU, 2013. 51 p. (In Russian)]
- 29. Дозорцев В.М., Назин В.А., Баулин Е.С. О проблеме управления компетенциями операторов ТП в свете внедрения системы профессиональных стандартов // Автоматизация в промышленности. 2019. № 10. С. 48—55. [Dozortsev, V.M., Nazin, V.A., Baulin, E.S. On the Problem of Industrial Operators' Competencies Managing in the Light of Introducing Professional Standards System // Automation in Industry. 2019. No. 10. P. 48—55. (In Russian)]

Статья представлена к публикации членом редколлегии чл.-корр. РАН Д.А. Новиковым.

Поступила в редакцию 22.09.2019, после доработки 5.11.2019. Принята к публикации 5.11.2019.

Дозорцев Виктор Михайлович — д-р техн. наук, AO «Хоневелл», г. Москва, \bowtie Victor.Dozortsev@honeywell.com.

FROM NON-CLASSICAL TO POST-NON-CLASSICAL SCIENCE: AN EXAMPLE OF INDUSTRIAL OPERATORS' COMPUTER-BASED TRAINING SYSTEMS

V.M. Dozortsev

Honeywell JSC, Moscow, Russia ⊠ Victor.Dozortsev@honeywell.com

Abstract. A review of constructing and using of industrial operators' simulators in the framework of the periodization of scientific rationality from classical and non-classical to post-non-classical phase is given. The key post-non-classical characteristics of modern simulators are presented: self-development, interdisciplinarity, anthropocentric factor, orientation to practice. Special attention is paid to the simulation technique as a fundamentally new way to determine the response of a big technical system to user's arbitrary interventions, as well as to immersive tools for reproducing the trainees working environment. The post-non-classical role of the instructor was studied, combining the functions of a training organizer, a development agent, who initiates the reconfiguring of simulator's components and improving teaching methods, as well as a key link in the best professionals' knowledge capitalization. The fundamental changes in the simulator project organization and implementation are shown, covering now not only research and development, but also the maintenance and improvement of simulator systems. The transfer of skills acquired in the training and modern approaches to the automated assessment of the operators' work on the simulator are considered. The basic trends in the simulator constructing are analyzed: a change in the motives of training (the prevalence of workers' professional growth and self-realization), a generational shift against a revolutionary renewal of the means of labor (virtual and mixed reality, advisors based on artificial intelligence), the development and assessment of employees' professional competencies. Given the high synthetics of training technologies, the presentation is based on a wide conceptual context, including scientific, technical, cognitive-psychological, pedagogical, socio-economic and literary phenomena.

Keywords: classical, non-classical and post-non-classical scientific rationality, industrial processes, operators' computer-based training systems, self-developing systems, human-sizedness of complex technical systems, interdisciplinary approach.





ХХVІІ МЕЖДУНАРОДНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ «ПРОБЛЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТЬЮ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ»

В декабре 2019 г. в Институте проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН состоялась XXVII Международная научная конференция «Проблемы управления безопасностью сложных систем». Организаторы конференции — Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, Российский государственный гуманитарный университет, Научный совет РАН по теории управляемых процессов и автоматизации, Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий.

Работа конференции велась по следующим секциям:

- общетеоретические и методологические вопросы обеспечения безопасности;
- проблемы обеспечения экономической и социально-политической безопасности;
- проблемы обеспечения информационной безопасности:
- экологическая и техногенная безопасность;
- методы моделирования и принятия решений при управлении безопасностью сложных систем;
- автоматизированные системы и средства обеспечения безопасности сложных систем;
- правовые вопросы обеспечения безопасности сложных систем.

На конференции было представлено 80 докладов, подготовленных 123 авторами из 40 организаций Российской Федерации и ряда зарубежных стран.

Характерной чертой завершающихся первых двух десятилетий XXI века стало лавинообразное развитие и проникновение практически во все сферы жизни человека и общества современных информационно-коммуникационных технологий, которые фактически стали своеобразным двигателем, а их широкое применение — пусть и, строго говоря, не достаточным, но все же крайне необходимым условием эффективного поступательного развития российского государства, обеспечения его глобальной конкурентоспособности и национальной безопасности. В настоящее время ключевые

интеллектуальные функции широкого спектра общественных, социальных, политических и производственных технологий и процессов реализуются с помощью информационных технологий. Перевод на цифровые рельсы процессов управления государственным и общественным развитием неизбежно и объективно приводит к росту уязвимости национальной социально-экономической системы, а также появлению принципиально новых внешних и внутренних угроз государству и обществу. Более того, цифровизация всех сторон жизни общества и процессов управления государственным развитием приводит к существенному росту динамики изменений характера функционирования сложных социально-экономических систем и особенно их инновационных сегментов, выступающих в качестве базовых объектов государственного управления.

Сложившаяся ситуация привела к появлению новых и росту актуальности и значения существующих направлений комплексных междисциплинарных фундаментальных и прикладных научных исследований, связанных с разработкой методов, средств и механизмов повышения эффективности управления безопасностью (в самом широком понимании данного термина), что не могло не отразиться на тематике представленных докладов.

Открывший конференцию доклад Г.Г. Малинецкого, В.В. Кульбы, С.А. Махова, Т.С. Ахромеевой, Т.А. Торопыгиной, О.Н. Капелко, С.А. Посашкова «Стратегические риски в контексте системного анализа» посвящен анализу стратегических задач и сопутствующих рисков развития российского государства на длительную перспективу. В докладе справедливо утверждается, что успешное поступательное развитие нашей страны возможно только на основе долгосрочного планирования как минимум на тридцатилетний период развития. Данный тезис авторы достаточно убедительно иллюстрируют на примере развития оборонного комплекса и создания новых вооружений. Обобщая изложенное, авторы приходят к выводу, что для успешного развития России нужна государственная идеология, которая рассматривается в докладе как синтез



долговременного научного прогноза и образа будущего, а также основа для стратегических системообразующих проектов.

Соглашаясь с авторами в том, что сегодня особенно остро ощущается потребность в государственной идеологии как стержневой основе государственного и общественного развития, а также консолидации общества и концентрации его усилий на пути к достижению долгосрочных стратегических целей, добавим, что одновременно с этим такая идеология принципиально позволит измерять качество и результативность управления развитием нашей страны на различных временных горизонтах, т. е. оценивать, насколько полученные промежуточные результаты обеспечивают развитие общества и государства в необходимом направлении.

В целом в представленной работе отражен достаточно широкий круг стоящих перед страной проблем и сопутствующих им рисков, далеко не в последнюю очередь обусловленных происходящими в мире масштабными изменениями, определяемыми авторами как постепенный отказ «от утопии глобализации на основе либеральных ценностей и общества потребления». В докладе проводится критический и детальный анализ ряда ключевых концепций и направлений социально-экономического развития страны, таких как цифровая экономика, четвертая промышленная революция и искусственный интеллект. Рассматриваются проблемы эффективности политических и бизнесэлит, борьбы с забюрокраченностью системы государственного управления, недооценки роли и значения науки и образования в государственном и общественном развитии, которые, по крайней мере, пока так и не стали реальным двигателем прогресса, и др.

Безусловно, некоторые тезисы и выводы авторов доклада носят дискуссионный характер. Одновременно с этим отметим, что активная научная дискуссия в отечественном научном сообществе по многим рассматриваемым в представленной весьма интересной работе вопросам несомненно представляется весьма полезной.

Ряд работ посвящен изложению результатов исследования различных методологических и прикладных проблем повышения эффективности процессов управления государственным развитием и обеспечением национальной безопасности в условиях воздействия внешних и внутренних угроз с учетом бурного развития информационных и коммуникационных технологий. Отметим доклады В.В. Цыганова «Стимулы социальной безопасности на границах роста»; З.К. Авдеевой, С.В. Ковриги «Систематизация механизмов стратегического сдерживания в сфере обеспечения международной безопасности»; Г.В. Гореловой «Киберфизические

системы и когнитивное моделирование сложных систем»; *Н.Г. Кереселидзе* «Модели распространения ложной информации»; *Р.П. Агаева*, *С.В. Никифорова* «Методы регуляризации в многоагентных системах первого и второго порядка с орграфом влияний, не содержащим остовного исходящего дерева»; *С.В. Ковриги* «Иерархическая модель рисков военной безопасности».

Поиску путей решения проблем повышения эффективности процессов управления трансформацией систем законодательного регулирования и правоприменения в условиях развитого информационного общества посвящен доклад авторского коллектива под руководством чл.-корр. РАН В.Л. Шульца «Методы и технологии сценарного анализа процессов трансформации правоохранительной системы в условиях цифровизации». Приведены результаты комплексного анализа основных направлений и особенностей трансформации общественных отношений и проблем их законодательного регулирования в условиях цифровизации. Подчеркивается назревшая в настоящее время необходимость формирования принципиально новой регуляторной среды, обеспечивающей такой правовой режим, который, с одной стороны, позволит упорядочить широкомасштабное применение в системе общественных и экономических отношений современных информационных и коммуникационных технологий, с другой — стимулировать их интенсивное развитие. В работе также отмечается, что данная задача существенно усложняется необходимостью не только закрепить уже сложившиеся социальные нормы и возникшие информационные правоотношения, но и в определенной мере предвосхищать возможные пути развития ситуации в условиях цифровой эпохи, а также предвидеть возможные негативные последствия их реализации. Значительное внимание авторы уделили проблемам совершенствования принципов, методов, функций и технологий работы правоохранительной системы в условиях роста киберпреступности и возникающих в связи с этим новых угроз общественной безопасности.

Для повышения эффективности решения задач трансформации систем законодательного регулирования и правоприменения в условиях цифровизации в докладе предложено применять методологию сценарного анализа, обеспечивающую возможность информационной поддержки и оценки качества подготовки и реализации решений в рамках управления рассматриваемыми процессами. В работе приведены результаты сценарного анализа целесообразности интеграции органов предварительного следствия в единую структуру, а также оценки наиболее существенных положительных и отрицательных аспектов формирования единого федерального следственного органа. В частности,



проведенный сценарный анализ показал, что возрастающая в условиях информационного общества сложность и общественная значимость полноценного расследования совершенных с помощью высоких технологий преступлений, гарантированности и неотвратимости наказания преступников объективно требует концентрации интеллектуальных, материальных и технических ресурсов в едином государственном следственном органе. Одновременно с этим сложность решения проблем трансформации правоохранительной системы заключается в том, что любые ошибки, допущенные в процессе подготовки, принятия и реализации управленческих решений в рассматриваемой предметной области могут приводить к крайне негативным для государства и общества последствиям. Кроме того, концентрация значительного объема властных полномочий в рамках одного ведомства чревата возможностью появления различных форм злоупотреблений этой властью, и вследствие этого необходимым и крайне важным условием создания единого следственного органа представляется усиление роли прокурорского надзора за соблюдением законности.

Одной из наиболее актуальных на сегодня тем развитию искусственного интеллекта (ИИ) — посвящен доклад А.Н. Райкова «Ловушки безопасности на пути развития сильного искусственного интеллекта». Отмечая все более широкое проникновение ИИ в социально-гуманитарную и производственную сферы, процессы государственного управления, а также в бизнес-среду для снижения издержек и оптимизации внутренних процессов, автор сосредоточивает внимание на проблемах безопасного развития ИИ следующего поколения искусственного общего (сильного) интеллекта (англ.: Artificial General Intelligence, AGI). Как отмечается в докладе, попадание в недобросовестные руки элементов AGI может оказать дестабилизирующее воздействие на социальное и политическое развитие любой страны, в силу этого для упреждения нежелательных последствий уже сейчас следует рассмотреть возможность разработки ряда мероприятий, таких, например, как создание реестра угроз AGI, организация мониторинга применения AGI, оценка рисков AGI, создаваемых различными субъектами, к примеру, с антисоциальными или противозаконными целями и др. В резюмирующей части доклада автор сформулировал ряд базовых принципов развития AGI, направленных на упреждение потенциальных угроз, поскольку только управляемая цифровая трансформация и эффективный контроль за корректным развитием сильного искусственного интеллекта способны во многом предотвратить возможные негативные тенденции его развития и минимизировать потенциальные риски для общества и государства.

Масштабная цифровизация практически всех сторон жизни человека, общества и государственных институтов неизбежно приводит к целому ряду носящих фундаментальный характер изменений, причем обусловленных не только и не столько ростом объемов циркулирующей информации, сколько появлением новых проблем в области информационной безопасности. Во многом этим определяется значительный интерес, традиционно проявляемый участниками конференции к данной проблематике. Среди представленных работ, в которых рассматривается широкий круг проблем обеспечения информационной безопасности автоматизированных систем и требуемого уровня защиты данных, отметим доклады Е.А. Курако, В.Л. Орлова «Организация защиты в информационных системах, ориентированных на облачную технологию»; Р.Э. Асратяна «Безопасная обработка информационных запросов в мультисерверной среде»; А.Д. Козлова, Н.Л. Ноги «Оценка рисков информационной безопасности с учетом фактора времени»; В.В. Муромцева, А.В. Муромцевой «Проблемы идентификации индивида в современном виртуальном пространстве»; Л.Е. Мистрова, Е.В. Кравцова «Методика обеспечения и управления информационной безопасностью критически важных объектов»; Т.А. Пискуревой, А.П. Лапшина, А.Н. Махова, М.С. Сергеева «Информационная безопасность ядерного объекта в условиях цифровой экономики»; В.О. Сиротюка «Механизмы управления безопасностью баз данных патентной информации»; С.К. Сомова «Эвристический подход к динамическому размещению фрагментов таблиц распределенных данных»; Л.Е. Мистрова «Метод координации решений при разработке ядер конфликта в интересах синтеза систем информационной безопасности»; А.В. Думова, В.И. Кудашова «Новации сложностного подхода к организации информационной безопасности в сетевом пространстве»; О.Ю. Артемова, С.А. Овчинникова «Социальная инженерия как главная проблема обеспечения информационной безопасности»; А.Е. Мухиной «Аспекты информационной безопасности при использовании технологии Object Relational Mapping»; А.Ю. Максимовского «Экстремальные оценки параметров класса автоматов, используемых для мониторинга информационной безопасности сложных систем».

Перспективному направлению инновационнотехнологического развития России — разработке семейства прорывных технологий, непосредственно влияющих, а во многом и определяющих масштабы и объемы эффективных и конкурентоспособных современных производств — посвящена работа Н.И. Комкова, В.В. Сутягина «Управления разработкой и реализацией технологий нового поколения». Авторы подчеркивают, что в настоящее



время разработка и широкое внедрение подобных технологий возможны только с опорой на потенциал фундаментальных научных исследований. Организация таких исследований, а также последующее применение их результатов, в свою очередь, возможны только при соблюдении условий обеспечения полного инновационного воспроизводственного цикла, предполагающего последовательную трансформацию инновационных идей в конкурентоспособные технологии, предусматривающие создание и развитие перспективных производств. Одновременно с этим, как отмечается в представленной работе, в настоящее время в силу сложившихся экономических условий (отсутствие устойчивого экономического рынка) и низкого уровня финансирования научно-технической сферы бизнесом ответственная инициативная поддержка перспективных технологий нового поколения невозможна без активного государственного участия. В докладе приведена двухуровневая сетевая модель управления разработкой и освоением технологий нового поколения в форме ориентированного графа, позволяющая строить зависимости длительности рассматриваемых работ от общей стоимости выполнения проекта при ограничении установленной трудоемкости, допустимом риске и сохранении потенциала конкурентоспособности на требуемом уровне. Предложенный авторами подход к управлению проектами состоит в максимально возможном сокращении сроков выполнения комплекса работ, при этом возможные риски своевременного их завершения учитываются в оценке субъективной вероятности успешного завершения каждой работы. Общий (интегральный) риск учитывается при выборе окончательного варианта, а уровень риска, в свою очередь, может учитываться в механизме стимулирования выполнения проектов.

Традиционно большой интерес участники Конференции проявляют к проблемам обеспечения экономической и социальной безопасности. Данной тематике, в частности, посвящены работы *М.В. Кротовой* «Некоторые теоретические аспекты реализации национального проекта «Наука»»; П.И. Мачкина «Предложения по высокоэффективному решению проблем реализации национальных проектов Российской Федерации»; И.В. Чернова, В.А. Грузмана «Значение и роль административных барьеров в хозяйственной деятельности предприятий РФ»; А.Ю. Гориславца, М.А. Лашкевич «Повышение эффективности реализации инвестиционных проектов в условиях инновационной экономики для обеспечения экономической безопасности государства»; В.В. Быстрова, А.В. Маслобоева «Постановка и анализ проблемы управления кадровой безопасностью региональных кластеров»; С.Н. Масаева «Оценка параметров безопасности резидента особой экономической зоны в режиме санкций методом интегральных показателей»; В.В. Кафидова «Факторы социальной безопасности граждан России»; Р.М. Акчурина «Повышение безопасности бизнеса при оптимальном выборе видов бизнес-деятельности при оптимальном выборе видов бизнес-деятельности»; Н.Н. Лябаха, М.В. Бакалова, Ю.В. Шаповаловой «Обеспечение экономической безопасности хозяйствующих субъектов различного уровня управления через развитие процедуры согласования противоречивых интересов».

Ряд интересных работ посвящен различным проблемам обеспечения энергетической и транспортной безопасности, а также космической отрасли: Д.А. Исаков, Т.Х. Усманова «Развитие и безопасность системы единой энергетической сети в рамках интеграционных процессов»; Е.Г. Гашо, Г.А. Романов «Увязка энергетической и экологической безопасности в энерготехнологических системах»; О.Б. Скворцов «Системы вибрационной противоаварийной защиты больших энергетических агрегатов»; А.Е. Коченгин, В.А. Шихин, В.И. Мишучков, Г.П. Павлюк «Повышение энергобезопасности функционирования предприятия за счет выявления и идентификации критических событий по профилю нагрузки»; Ж.И. Исмаилов, Д.А. Кононов «Безопасность и эффективность транспортной интеграции стран ЕАЭС и СНГ: гармонизация нормативных документов»; А.В. Рожнов «Оценивание критичности условий возникновения существенной целевой рассогласованности ситуаций в космическом пространстве, приводящих к гипотетическому провоцированию конфликтов»; В.О. Чинакал «Интеллектуальная поддержка выбора безопасного управления морским подвижным объектом в условиях комбинированных траекторных угроз»; В.В. Гучук «Методологические вопросы разработки каузальных мнемосхем для сложных систем управления динамическими объектами»; *Н.И. Плотников* «Портрет самолетоопасности для птиц: новая концепция безопасности полетов гражданской авиации»; М.А. Кулагин, А.В. Маркевич, В.Г. Сидоренко «Влияние человеческого фактора на безопасность движения поездов»; А.А. Кирсанов, М.Ю. Прус, Д.С. Туниеков «Системы информирования об автомобильной аварии с опасным

Значительный интерес участники Конференции традиционно проявляют к проблемам обеспечения техногенной безопасности и управления ликвидацией последствий чрезвычайных ситуаций различного типа, о чем свидетельствует достаточно большое число разнообразных по тематике докладов: *Р.Е. Торгашев* «Управление территориями при наблюдении стратегических объектов природно-антропогенных ландшафтов в условиях



ЧС»; В.П. Корнеенко «Методика многокритериальной оценки безопасности объектов с многоуровневой структурой показателей»; Е.А. Правоторова, О.Б. Скворцов «Прогнозирование вибрационного состояния сложного технического оборудования»; В.И. Мишучков, Д.С. Обычайко, Г. Хрисостому, В.А. Шихин «Поддержание работоспособности киберфизической системы посредством введения актуализируемого показателя эксплуатационной надежности»; В.В. Стародубцев, А.В. Мусаев, *М.И. Шиянов* и др. «Применение комплекса программ Мусаева В.К. для моделирования сосредоточенного воздействия в виде треугольного импульса на свободной поверхности упругой полуплоскости с надземным нефтепроводом»; А.И. Кормилицин, О.С. Сачкова, О.А. Назаркина и др. «Моделирование саркофага (соотношение высоты к ширине два к семи) для уменьшения аварийного выброса нефти из скважины с помощью комплекса программ Мусаева В.К.»; Н.Г. Топольский, К.А. Михайлов «Использование цифровых автоматов при поддержке управления пожарно-спасательными формированиями»; *М.Ю. Прус* «Матричное представление техногенных, природных и пожарных рисков»; В.В. Маклаков «Наноидентификаторы элементов сложных систем с когерентной фильтрацией сигнала»; Б.А. Мавлянкариев, Б.Б. Хатамов, А.Ю. Пен, И.Р. Талипджанов «Стратегия повышения уровня научно-технического обеспечения пожарной безопасности сложных объектов»; А.А. Рыженко «Использование пирамидальной модели на фасетном основании при краткосрочном планировании сценариев развития подразделений пожарной охраны»; Б.А. Мавлянкариев «Формирование обобщенных требований к научно-техническому обеспечению пожарной безопасности сложных объектов».

К сожалению, объективные ограничения на объем данной публикации не позволяют сделать полноценный обзор и тем более раскрыть содержание всех представленных на конференции разнообразных по тематике и, безусловно, интересных докладов. Подробно ознакомиться с представленными работами можно в опубликованных материалах Конференции¹.

В заключительном слове председательствующий на конференции д-р техн. наук, профессор В.В. Кульба сообщил о планах проведения XXVIII конференции по рассматриваемой тематике, которая, по сложившейся традиции, пройдет в декабре 2020 г. в Институте проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. Телефон оргкомитета (495) 334-89-59, e-mail: conf20@ipu.ru. Технический секретарь конференции — Алла Фариссовна Ибрагимова.

Ученый секретарь Оргкомитета конференции А.Б. Шелков

Шелков Алексей Борисович — канд. техн. наук,

⊠ abshelkov@gmail.com.

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

XXVII INTERNATIONAL CONFERENCE «THE PROBLEMS OF COMPLEX SYSTEMS SECURITY CONTROL»

A.B. Shelkov

Abstract. Scientific results of participants of the conference that took place in December of 2019 are presented. The thematic directions (sections) of the conference were theoretical and methodological questions of security support, problems of economic and sociopolitical security support, problems of information security support, ecological and technogenic security, methods of modeling and decision making of complex systems security control, automatic systems and instruments of complex systems security support, legal aspects of complex systems security support. More than a hundred authors from 40 organizations of Russian Federation and some foreign countries presented 80 papers.

Keywords: conference, complex systems, security control.

87

 $^{^1}$ Проблемы управления безопасностью сложных систем: материалы XXVII Международной конференции, 18 дек. 2019 г., Москва / под общ. ред. А.О. Калашникова, В.В. Кульбы. — М.: ИПУ РАН. — 2019. — 459 с.





ПЕРЕЧЕНЬ НАПРАВЛЕНИЙ ПОДГОТОВКИ В АСПИРАНТУРЕ ИПУ РАН

Направление подготовки: 09.06.01 — «Информатика и вычислительная техника»

Специальности:

- 05.13.01 Системный анализ, управление и обработка информации (по отраслям) по техническим наукам;
- 05.13.01 Системный анализ, управление и обработка информации (в отраслях информатики, вычислительной техники и автоматизации) по физико-математическим наукам;
- 05.13.05 Элементы и устройства вычислительной техники и систем управления по техническим наукам;
- 05.13.06 Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (по отраслям) по техническим наукам;
- 05.13.10 Управление в социальных и экономических системах по техническим наукам;
- 05.13.11 Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей по техническим наукам;
- 05.13.12 Системы автоматизации проектирования (по отраслям) по техническим наукам;
- 05.13.15 Вычислительные машины, комплексы и компьютерные сети;
- 05.13.18 Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ по техническим наукам.

Направление подготовки: 38.06.01 — «Экономика»

Специальности:

- 08.00.05 Экономика и управление народным хозяйством (по отраслям и сферам деятельности в том числе управление инновациями);
- 08.00.13 Математические и инструментальные методы экономики.

Направление подготовки: 01.06.01 — «Математика и механика»

Специальность:

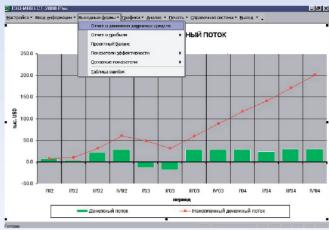
01.01.02 — Дифференциальные уравнения, динамические системы и оптимальное управление.

Более подобную информацию см. на сайте https://www.ipu.ru/



ТЭО-ИНВЕСТ — программный комплекс для финансового планирования и разработки бизнес-планов инвестиционных проектов на базе имитационной модели предприятия

Программный комплекс ТЭО-ИНВЕСТ





Программный комплекс ТЭО-ИНВЕСТ — профессиональная система для финансового анализа и разработки бизнес-планов инвестиционных проектов.

ТЭО-ИНВЕСТ предназначен для анализа и обоснования инвестиционных проектов, включая оценку эффективности реорганизации производства, строительства промышленных предприятий и внедрения новых технологий.

ТЭО-ИНВЕСТ рекомендован для разработки бизнес-планов инвестиционных проектов «Методическими рекомендациями по оценке эффективности инвестиционных проектов», утвержденными Правительством РФ (постановление № ВК477 от 21.06.1999 г.).

Применяемые в ТЭО-ИНВЕСТ Холдинг методы финансовой оценки соответствуют международной и российской практике.

ТЭО-ИНВЕСТ — открытый программный продукт с гибко настраиваемой структурой табличных форм и графиков.

