ISSN 2712-9942

УСПЕХИ КИБЕРНЕТИКИ

RUSSIAN JOURNAL OF CYBERNETICS

2020
Т. 1 № 4

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
«ФЕДЕРАЛЬНЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ СИСТЕМНЫХ
ИССЛЕДОВАНИЙ РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»

Успехи кибернетики

Russian Journal of Cybernetics

Том 1
№ 4

Vol. 1
No. 4

Москва

2020

Учредитель и издатель
Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр
Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»
(ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН)

«Успехи кибернетики» — это рецензируемый научный журнал, в котором публикуются научные статьи по следующим специальностям (физико-математические, технические науки):

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации;

05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ;

05.27.01 – Твердотельная электроника, радиоэлектронные компоненты, микро- и наноэлектроника, приборы на квантовых эффектах.

Миссия журнала – развитие научных направлений по заявленной тематике в России и за рубежом, соответствующих приоритетным направлениям развития науки, технологий и техники в Российской Федерации, а также перечню критических технологий РФ.

Журнал ориентирован на пропаганду передовых идей в области физики, математики, технических наук, участие в реализации задач, сформулированных Президентом РФ в Указе от 01.12.2016 № 642, по научно-технологическому развитию РФ, а также импортозамещению по приоритетным направлениям стратегического развития страны, соответствующим тематике журнала, обеспечение печатными площадями высококвалифицированных кадров, повышение качества диссертационных исследований в данных отраслях путем развития механизма профессионального и общественного обсуждения их научных результатов, воспитание молодого поколения ученых.

Журнал принимает к публикации оригинальные статьи; переводы статей, опубликованных в зарубежных журналах (при согласии правообладателя на перевод и публикацию); обзоры; эссе; комментарии; другие информационные материалы.

Издание будет полезно ученым, работающим в соответствующих областях наук, а также аспирантам и студентам.

Главный редактор
Бетелин Владимир Борисович, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, научный руководитель, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва
Заместитель главного редактора
Галкин Валерий Алексеевич, д. ф.-м. н., профессор, директор, Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Сургут
Члены редакционной коллегии
Власов Сергей Евгеньевич, д. т. н., директор, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва
Панченко Владислав Яковлевич, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, председатель Совета, Российский фонд фундаментальных исследований; заведующий кафедрой медицинской физики, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва
Савин Геннадий Иванович, академик РАН, д. ф.-м. н., профессор, научный руководитель, Межведомственный суперкомпьютерный центр РАН – филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва
Сойфер Виктор Александрович, академик РАН, д. т. н., профессор, президент, главный научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории автоматизированных систем научных исследований, Самарский национальный исследовательский университет им. ак. С. П. Королева, Институт систем обработки изображений РАН, Самара
Чубариков Владимир Николаевич, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой математических и компьютерных методов анализа, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва
Чаплыгин Юрий Александрович, академик РАН, д. т. н., профессор, президент, Московский институт электронной техники, Москва
Петров Игорь Борисович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой информатики, Московский физико-технический институт, Москва
Смирнов Николай Николаевич, д. ф.-м. н., профессор, заместитель декана механико-математического факультета, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, заместитель директора по стратегическим информационным технологиям, ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва
Тишкин Владимир Федорович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, профессор кафедры вычислительных методов, Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Москва
Губайдуллин Амир Анварович, д. ф.-м. н., профессор, директор, Тюменский филиал Института теоретической и прикладной механики им. С. А. Христиановича Сибирского отделения РАН, Тюмень
Якобовский Михаил Владимирович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., профессор, заместитель директора по научной работе, Институт прикладной математики им. М. В. Келдыша РАН, Москва
Шагалиев Рашит Мирзагалиевич, д. ф.-м. н.
Старков Сергей Олегович, д. ф.-м. н., профессор, начальник отделения интеллектуальных кибернетических систем, Обнинский институт атомной энергетики, Обнинск
Еськов Валерий Матвеевич, д. ф.-м. н., д. б. н., профессор, заведующий отделом, Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Сургут
Лаврентьев Михаил Михайлович, д. ф.-м. н., профессор, заместитель директора по научной работе, Институт автоматики и электрометрии Сибирского отделения РАН, Новосибирск
Пятков Сергей Григорьевич, д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой высшей математики, Югорский государственный университет, Ханты-Мансийск
Ильин Валерий Павлович, д. ф.-м. н., профессор, профессор кафедры прикладной математики, Новосибирский государственный технический университет, Новосибирск
Крыжановский Борис Владимирович, член-корреспондент РАН, д. ф.-м. н., руководитель, Центр оптико-нейронных технологий ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, Москва
Нагорнов Олег Викторович, д. ф.-м. н., профессор, первый проректор, Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва
Савченко Владимир Васильевич, PhD (Theoretical Mechanics), Университет Хосэй, Токио, Япония
Земпо Ясунари, PhD (Physics), Университет Хосэй, Токио, Япония
Пападопулос Атанас, Doctorat d'Etat (Habilitation), mathematics, Университет Страсбурга, Национальный центр научных исследований Франции, Страсбург, Франция

Ответственный секретарь
Гавриленко Тарас Владимирович, к. т. н.
Ответственный редактор
Чалова Анна Петровна, к. филол. н.
Технический редактор
Моргун Дмитрий Алексеевич, к. ф.-м. н., доцент
Редакторы
Егоров Александр Алексеевич, к. т. н.
Камилов Эркин Махмуджанович
Переводчик
Троицкий Дмитрий Игоревич, к. т. н., доцент
Художественное оформление обложки
© Горбунов Александр Сергеевич

Журнал зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций.
Свидетельство о регистрации средства массовой информации ЭЛ № ФС 77-78857 от 04.08.2020.

Издается с 2020 года. Выпускается 4 раза в год.

Адрес редакции:
ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, 117218, г. Москва, Нахимовский просп., дом 36, корпус 1.
Телефон: +7 9226-54-57-88, факс: +7 (495) 719-76-81, e-mail: taras.gavrilenko@gmail.com. Сайт: jcyb.ru.

© ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН
© Авторы

Founder and Publisher
Federal State Institution
Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences (SRISA)

Russian Journal of Cybernetics is peer-reviewed.

The journal publishes papers on physics, mathematics, and engineering. The key areas of interest are:

– system analysis, control, and information processing

– simulation, numerical methods, and simulation software

– solid-state electronics, electronic components, micro- and nanoelectronics, quantum effect devices.

Our mission is advancing these research areas in Russia and globally, supporting the national priority fields of research and development, and the critical technologies.

The Journal promotes advanced concepts in physics, mathematics, engineering, and facilitates the national research and technology development under the Russian President Decree No. 642 dated 01.12.2016, and phasing out strategic imports. We offer an opportunity for professional researchers to publish. We improve the doctorate research quality through public peer review and educate the new generation of researchers.

The Journal accepts original papers; translations of papers from international journals (consent of the right holders for the translation and publication is required); reviews; essays; remarks, and event reports.

The Journal is intended for researchers, university, and doctorate students.

Chief Editor
Prof. *Vladimir B. Betelin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS),
Doctor of Science (Phys&Math), Academic Director, SRISA, Moscow

Vice Chief Editor
Prof. *Valery A. Galkin*, Doctor of Science (Phys&Math), Director, SRISA, Surgut Branch, Surgut

Editorial Board
Prof. *Sergey E. Vlasov*, Doctor of Science (Engineering), Director, SRISA, Moscow
Prof. *Vladislav Ya. Panchenko*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Chairman of the Council, Russian Foundation for Basic Research, Chairperson of the Department of Medical Physics, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Gennady I. Savin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math),
Academic Director, Joint Supercomputer Center of the Russian Academy of Sciences, SRISA subdivision, Moscow
Prof. *Viktor A. Soifer*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Engineering), President, Chief Researcher Lab for Automated Research Systems, Korolev Samara National Research University, Academic Director, Institute of Image Processing Systems, RAS, Samara
Prof. *Vladimir N. Chubarikov*, Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Mathematical and Computer Analysis Methods, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Yuri A. Chaplygin*, member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Engineering), President, National Research University of Electronic Technology, Moscow
Prof. *Igor B. Petrov*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Informatics, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow
Prof. *Nikolay N. Smirnov*, Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Dean, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University, Deputy Director for Strategic Information Technology, SRISA, Moscow
Prof. *Vladimir F. Tishkin*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Professor, Department of Computational Methods, Lomonosov Moscow State University, Moscow
Prof. *Amir A. Gubaidullin*, Doctor of Science (Phys&Math), Director, Tyumen Division, Khristianovich Institute of Theoretical and Applied Mechanics, RAS Siberian Branch, Tyumen
Prof. *Mikhail V. Iakobovski*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Director for Research, Keldysh Institute of Applied Mathematics, RAS, Moscow
Prof. *Rashit M. Shagaliyev*, Doctor of Science (Phys&Math)
Prof. *Sergey O. Starkov*, Doctor of Science (Phys&Math), Head, Division of Intelligent Cybernetic Systems, Obninsk Institute of Atomic Energy, Obninsk
Prof. *Valery M. Eskov*, Doctor of Science (Phys&Math), Doctor of Science (Biology), Head of Division, SRISA, Surgut Division, Surgut
Prof. *Mikhail M. Lavrentiev*, Doctor of Science (Phys&Math), Deputy Director for Research, Institute of Automation and Electrometry, RAS Siberian Branch, Novosibirsk
Prof. *Sergey G. Pyatkov*, Doctor of Science (Phys&Math), Chairperson, Department of Further Mathematics, Yugra State University, Khanty-Mansiysk
Prof. *Valerii P. Ilyin*, Doctor of Science (Phys&Math), Professor, Department of Applied Mathematics, Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk
Prof. *Boris V. Kryzhanovskii*, corresponding member of the Russian Academy of Sciences (RAS), Doctor of Science (Phys&Math), Director, Opto-neural Technologies Center, Scientific Research Institute for System Analysis, Russian Academy of Sciences (SRISA), Moscow
Prof. *Oleg V. Nagornov*, Doctor of Science (Phys&Math), First Vice-Rector, National Research Nuclear University MEPhI, Moscow
Prof. *Vladimir V. Savchenko*, PhD (Theoretical Mechanics), Hosei University, Tokyo, Japan
Prof. *Yasunari Zempo*, PhD (Physics), Hosei University, Tokyo, Japan
Prof. *Athanase Papadopoulos*, Doctorat d'Etat (Habilitation), Mathematics, University of Strasbourg, French National Centre for Scientific Research, Strasbourg, France

Executive Editor
Taras V. Gavrilenko, Ph.D. (Engineering)
Managing Editor
Anna P. Chalova, Ph.D. (Linguistics)
Technical Editor
Dmitry A. Morgun, Ph.D. (Phys&Math), Assoc. Prof.
Editors
Alexander A. Egorov, Ph.D. (Engineering)
Erkin M. Kamilov
Translator
Dmitry I. Troitsky, Ph.D. (Engineering), Assoc. Prof.
Cover Design
© Alexander S. Gorbunov

The journal is registered with the Federal Service for Supervision of Communications, Information Technology and Mass Media.
Mass media registration certificate EL No. FS 77-78857 dated on 04.08.2020.

Published since 2020. 4 issues per year.

Editorial Board Address:
SRISA, Russia 117218, Moscow, Nakhimovsky pr., 36/1.
Tel.: +7(922)654-5788, fax: +7(495)719-76-81, e-mail: taras.gavrilenko@gmail.com. Web: jcyb.ru.

© SRISA
© Authors

СОДЕРЖАНИЕ

Д. А. Быковских, В. А. Галкин
Об адиабатическом сжатии идеального бесстолкновительного газа в одномерном пространстве . 6
И. Н. Девицын, И. В. Савин
Инструмент анализа научных сообществ на основе метода моделирования тем и теории графов . 13
А. А. Епифанов
Применение методов глубокого обучения для решения дифференциальных уравнений в частных производных 22
В. А. Галкин, А. В. Гореликов, И. В. Бычин, А. О. Дубовик, А. В. Ряховский
Тестирование алгоритмов вычислительной магнитной гидродинамики на задаче с точным решением 29
С. А. Зимина, М. И. Зимин
Системный анализ состояния очага землетрясений и его применение 38

CONTENTS

D. A. Bykovskikh, V. A. Galkin
Adiabatic Compression of Ideal Collisionless Gas in One-Dimensional Space 6
I. N. Devitsyn, I. V. Savin
Research Community Analytic Tool Based on Topic Modeling and Network Analysis 13
A. A. Epifanov
Deep Learning for Solving Partial Differential Equations 22
V. A. Galkin, A. V. Gorelikov, I. V. Bychin, A. O. Dubovik, A. V. Ryakhovsky
Testing Computational Magnetohydrodynamics Algorithms with a Problem Having an Exact Solution . 29
S. A. Zimina, M. I. Zimin
Systems Analysis of Earthquake Source Status and Its Applications 38

DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-1

ОБ АДИАБАТИЧЕСКОМ СЖАТИИ ИДЕАЛЬНОГО БЕССТОЛКНОВИТЕЛЬНОГО ГАЗА В ОДНОМЕРНОМ ПРОСТРАНСТВЕ

Д. А. Быковских [1], **В. А. Галкин** [2]

[1] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация*
ORCID: http://orcid.org/0000-0002-5796-3786, dmitriy.bykovskih@gmail.com
[2] *Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, г. Сургут, Российская Федерация*
ORCID: http://orcid.org/0000-0002-9721-4026, val-gal@yandex.ru

Аннотация: в статье рассматривается задача об адиабатическом сжатии бесстолкновительного газа с подвижной и неподвижной границами в одномерном пространстве. Для этой задачи получен класс точных решений. Идея нахождения класса точных решений заключается в определении плотности распределения молекул в пространстве координат и скоростей с течением времени. Поскольку пространство скоростей дискретное, то для вычисления макроскопических величин необходимо суммировать плотность распределения частиц по скоростям. Представлены результаты сравнения численного исследования методом Монте-Карло и аналитического решения задачи при различном числе частиц и скоростях движения стенки. Выполнена оценка погрешностей результатов. Полученный класс аналитического решения можно использовать для верификации комплексов программ.

Ключевые слова: адиабатическое сжатие газа, математическое моделирование, газодинамика, метод Монте-Карло.

Благодарности: работа выполнена при поддержке РФФИ, гранты 18-01-00343, 18-47-860004.

Для цитирования: Быковских Д. А., Галкин В. А. Об адиабатическом сжатии идеального бесстолкновительного газа в одномерном пространстве. *Успехи кибернетики*. 2020;1(4):6–12. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-1.

ADIABATIC COMPRESSION OF IDEAL COLLISIONLESS GAS IN ONE-DIMENSIONAL SPACE

Dmitry A. Bykovskikh [1], **Valery A. Galkin** [2]

[1] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation*
ORCID: http://orcid.org/0000-0002-5796-3786, dmitriy.bykovskih@gmail.com
[2] *Surgut Site, Scientific Research Institute for System Analysis of the Russian Academy of Sciences, Surgut, Russian Federation ORCID: http://orcid.org/0000-0002-9721-4026, val-gal@yandex.ru*

Abstract: the study focuses on adiabatic compression of collisionless gas with moving and fixed boundaries in one-dimensional space. A class of exact solutions is found. The key concept for finding these exact solutions is the determination of the molecule distribution density in the coordinate and velocity spaces over time. Since the velocity space is discrete, the particle velocity distribution density is integrated over the velocities to obtain the macroscopic gas properties. The analytical solution and numerical Monte Carlo solution results are compared for different particle numbers and boundary velocities, and the errors are performed. The class of exact solutions can be used for software verification.

Keywords: adiabatic gas compression, simulation, gas dynamics, the Monte Carlo method.

Acknowledgements: this study is supported by RFBR grants 18-01-00343, 18-47-860004.

Cite this article: Bykovskikh D. A., Galkin V. A. Adiabatic Compression of Ideal Collisionless Gas in One-Dimensional Space. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(4):6–12. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-1.

Введение

Исследование динамических систем с изменяющейся во времени областью (например, областью, имеющей подвижные границы) является актуальной задачей в современных разделах естествознания. Например, исследование течения сильно разреженного газа, в котором можно пренебречь размерами частиц и их столкновениями друг с другом, в области с подвижными границами может быть

связанно с освоением околокосмического пространства и созданием специальных вакуумных установок [1, 2]. Выявление специфических особенностей при исследовании течения газа Кнудсена в замкнутой области может осложняться тем, что частицы газа могут многократно отражаться от движущейся поверхности. Исследуемые течения газа в таком классе задач являются нестационарными.

Изучаемая в этой статье модель адиабатического сжатия газа может относиться к явлению параметрической неустойчивости, при котором нарастание энергии возмущения сопровождается непрерывным сжатием газа с течением времени в пространстве. Такая неустойчивость может рассматриваться как распространение бегущих волн в изменяющейся во времени области [3–5]. Другое применение подобной модели связано с исследованием космических лучей высокой энергии, взаимодействующих с движущимися магнитными облаками в космическом пространстве [6]. В такой модели, называемой моделью ускорения Ферми, подробно изучаются механизмы неограниченного роста скорости частиц, взаимодействующих с движущейся по периодическому закону границей.

Представленная в статье модель является продолжением работы [7].

Постановка задачи

Рассматривается задача об адиабатическом сжатии идеального бесстолкновительного газа в одномерном пространстве.

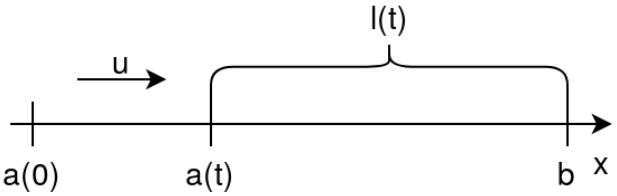


Рис. 1. *Схема изменения местоположения границ с течением времени t*

Пусть в начальный момент времени $t = 0$ на интервале (a_0, b_0) равномерно распределены частицы. Их плотность внутри интервала равна $\rho_0 = const$. Скорость каждой частицы $|v_0| = const$, а направление (т.е. знак скорости) определяется случайным образом с равномерным распределением.

Пусть на концах отрезка $[a_0, b_0]$ расположены границы (см. рис. 1). Правая граница неподвижна, и ее положение определяется уравнением $b = b_0$. Левая граница движется с постоянной скоростью $u \in (0, v_0]$, уменьшая размер одномерной области $l(t) = b - a(t)$. Ее местоположение определяется уравнением $a(t) = a_0 + ut$.

Частицы не взаимодействуют между собой, но взаимодействуют с границами по закону зеркального отражения.

Построение аналитического решения

Пусть частицы условно разбиваются на группы в зависимости от направления движения. Первая группа частиц имеет скорость $v^{\{1\}} = v_0$ и плотность распределения молекул $f^{\{1\}}$, а вторая — скорость $v^{\{2\}} = -v_0$ и плотность распределения $f^{\{2\}}$ [8]:

$$f^{\{1\}}(0, x) = f^{\{2\}}(0, x) = 0.5\rho_0 \mathrm{I}_{(a(0),\, b)}(x)/l(0), \tag{1}$$

где $\mathrm{I}_{(a(0),\, b)}(x) = \begin{cases} 1, & x \in (a(0), b) \\ 0, & x \notin (a(0), b) \end{cases}$ — ступенчатая функция.

Двигаясь в ограниченном пространстве, частицы время от времени будут взаимодействовать с границами в зависимости от их начальных условий. Переход частицы из текущей группы в следующую группу осуществляется после каждого взаимодействия с границей. Формула для вычисления $v^{\{s\}}$ скорости s-й группы частиц с учетом описанных условий запишется в виде:

$$v^{\{s\}} = \begin{cases} -v^{\{s-1\}}, & s \text{ — четный} \\ -v^{\{s-1\}} + 2u, & s \text{ — нечетный} \end{cases}. \tag{2}$$

С увеличением времени число групп будет расти, в предельном случае, когда граница — подвижная стенка — достигнет неподвижной при $(t \to [b - a(0)]/u)$, число групп будет стремиться к бес-

конечности ($n \to \infty$). Поскольку частицы одной группы движутся в одном направлении, для каждой группы можно определить моменты времени возникновения первых и последних частиц, обозначенные как $t^{\{s\}}$ и $\xi^{\{s\}}$ соответственно, по одной и той же формуле (3), где вместо $t^{\{s\}}$ следует подставить $\xi^{\{s\}}$.

$$t^{\{s\}} = t^{\{s-1\}} + l(t^{\{s-1\}})/\upsilon^{\{s\}}, \tag{3}$$

где $\upsilon^{\{s\}} = \begin{cases} -v^{\{s\}} + u, & s - \text{четный} \\ v^{\{s\}}, & s - \text{нечетный} \end{cases}$.

Плотность распределения для s-й группы молекул с течением времени определяется

$$f^{\{s\}}(t,x) = 0.5\rho_0 Q^{\{s\}}(t,x), \tag{4}$$

где

$$Q^{\{s\}}(t,x) = \mathrm{I}_{(a^{\{s\}}(t),\, b^{\{s\}}(t))}(t,x)/l(0);$$

$$\mathrm{I}_{(a^{\{s\}}(t),\, b^{\{s\}}(t))}(t,x) = \begin{cases} 1, & x \in (a^{\{s\}}(t), b^{\{s\}}(t)) \\ 0, & x \notin (a^{\{s\}}(t), b^{\{s\}}(t)) \end{cases};$$

$$a^{\{s\}}(t) = s\ (mod\ 2)[\mathrm{I}_{[t^{\{s-1\}},\, \xi^{\{s-1\}}]}(t) \cdot a(t) + \mathrm{I}_{(\xi^{\{s-1\}},\, \xi^{\{s\}}]}(t) \cdot (a(\xi^{\{s-1\}}) + (t - \xi^{\{s-1\}})v^{\{s\}})] +$$
$$+ (s+1)\ (mod\ 2)[\mathrm{I}_{[t^{\{s-1\}},\, t^{\{s\}}]}(t) \cdot (b + (t - t^{\{s-1\}})v^{\{s\}}) + \mathrm{I}_{(t^{\{s\}},\, \xi^{\{s\}}]}(t) \cdot a(t)];$$

$$b^{\{s\}}(t) = s\ (mod\ 2)[\mathrm{I}_{[t^{\{s-1\}},\, t^{\{s\}}]}(t) \cdot (a(t^{\{s-1\}}) + (t - t^{\{s-1\}})v^{\{s\}}) + \mathrm{I}_{(t^{\{s\}},\, \xi^{\{s\}}]}(t) \cdot b] +$$
$$+ (s+1)\ (mod\ 2)[\mathrm{I}_{[t^{\{s-1\}},\, \xi^{\{s-1\}}]}(t) \cdot b + \mathrm{I}_{(\xi^{\{s-1\}},\, \xi^{\{s\}}]}(t) \cdot (b + (t - \xi^{\{s-1\}})v^{\{s\}})].$$

Следует упомянуть, что поскольку при $t = 0$ происходит условное разбиение частиц на две группы в зависимости от направления движения, расчеты всех параметров и величин по формулам (2)–(4) следует проводить для каждой группы отдельно. Для двух групп не существует предыдущего значения $(s-1)$, и следует отбросить промежуток времени $[t^{\{s-1\}}, \xi^{\{s-1\}}]$, при этом $\xi^{\{s-1\}} = t^{\{s\}} = 0$.

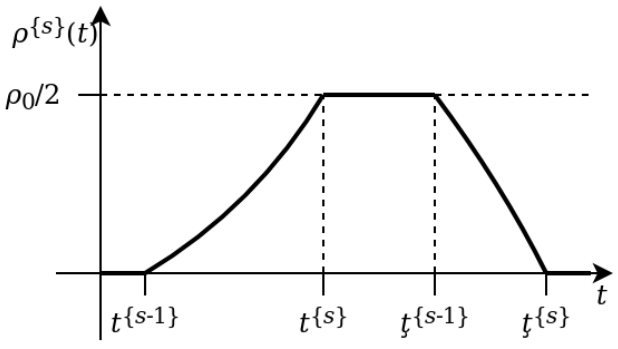


Рис. 2. *Схема изменения средней плотности $\rho^{\{s\}}(t)$ для s-й группы частиц в зависимости от времени t*

Вышеописанные рассуждения справедливы в силу следующих утверждений. Полученное решение основано на уравнении Лиувилля (5). Это решение существует и единственно в силу теоремы Лиувилля об инвариантности отображения фазового пространства при любом t в случае, когда силы известны, а неопределенность содержится только в начальных данных, например, в виде закона распределения [9]. Также теорема Лиувилля о сохранении объема в фазовом пространстве остается справедливой и для мгновенных взаимодействий, в частности, когда предполагается, что частица газа упруго отражается от жесткой стенки.

$$\frac{\partial f}{\partial t} + v\frac{\partial f}{\partial x} = 0. \tag{5}$$

Изменение средней плотности $\rho^{\{s\}}(t)$ для s-й группы частиц на отрезке $[a(t), b]$ с течением времени t определяется формулой (6) и схематично представлено на рис. 2. На полуинтервале $[t^{\{s-1\}}, t^{\{s\}})$ количество частиц увеличивается, а на $[\xi^{\{s-1\}}, \xi^{\{s\}})$ их число уменьшается. На временном полуинтервале $[t^{\{s\}}, \xi^{\{s-1\}})$ величина $\rho^{\{s\}}(t)$ постоянна и равна начальной плотности $\rho_0/2$. Такая схема является верной для s-й группы в случае, когда $t^{\{s\}} \leqslant \xi^{\{s-1\}}$, поскольку

$$\rho^{\{s\}}(t) = \frac{1}{l(t)} \int\limits_{R_1} f^{\{s\}}(t,x)dx. \tag{6}$$

С помощью плотности распределения частиц $f^{\{s\}}$ и скоростей $v^{\{s\}}$ вычисляются остальные макроскопические параметры модели по известным формулам из [9], в которых интегралы заменяются конечными суммами [10]:

$$\rho(t,x) = \sum_{s=1}^{n} f^{\{s\}}(t,x), \tag{7}$$

$$\overline{v}_1(t,x) = \frac{1}{\rho} \sum_{s=1}^{n} v^{\{s\}} f^{\{s\}}(t,x), \tag{8}$$

$$e(t,x) = \frac{1}{2\rho(t,x)} \sum_{s=1}^{n} (v^{\{s\}} - \overline{v}_1(t,x))^2 f^{\{s\}}(t,x), \tag{9}$$

$$T(t,x) = \frac{2}{3R} e(t,x), \tag{10}$$

$$p(t,x) = \frac{2}{3} \rho(t,x) e(t,x). \tag{11}$$

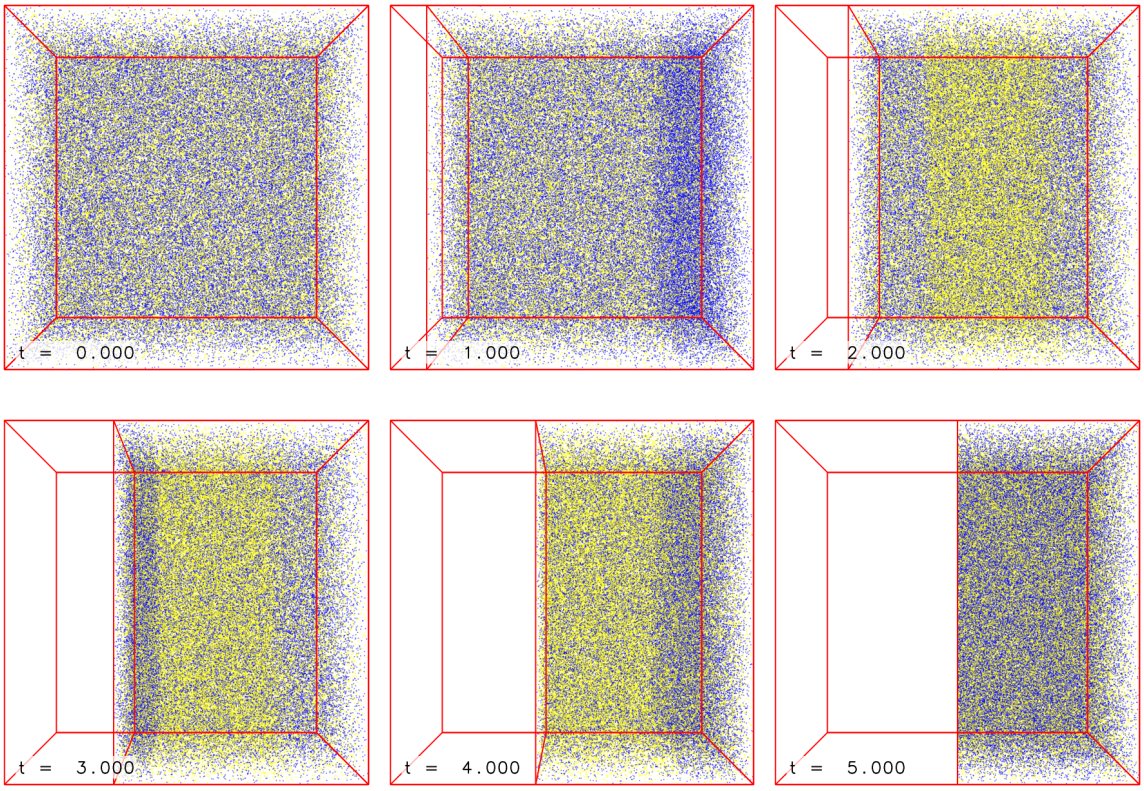


Рис. 3. *Распределение частиц ($N = 2^{17} = 131072$) в пространстве в различные моменты времени t при $u = 0.1$*

Моделирование и анализ результатов

Были проведены серии вычислительных экспериментов при $\rho_0 = 1$, $v_0 = 1$, $[a_0, b_0] = [-0.5, 0.5]$, различном числе частиц N и скоростях границы $u = \{1.0, 0.1\}$.

На рис. 3 представлена визуализация процесса. Синим цветом выделены частицы, которые движутся справа налево, желтым — в противоположном направлении. Красным цветом выделены границы.

На рис. 4 представлены графики изменений статистических оценок макроскопических величин при $u = \{1.0, 0.1\}$. Графики плотностей содержат средние плотности s-х групп частиц в зависимости от времени, что соответствует схеме, изображенной на рис. 2. Из остальных графиков видно, что с увеличением числа частиц численное решение приближается к аналитическому с ростом частиц N в эксперименте. Для качественного совпадения аналитического и численного решения достаточно $N = 10^4$ частиц. Для большей наглядности при построении графиков температур использовалась логарифмическая шкала, поскольку начальное и конечное значения величин различаются на порядок. Следует отметить тот факт, что точное решение содержит осцилляции, частота которых увеличивается при уменьшении скорости движущейся стенки u. Это объясняется инерцией потока газа при взаимодействии с границами, одна из которых движется с постоянной скоростью u. Также можно качественно оценить совпадения графика компоненты скорости v_1 (см. рис. 4) с общим количеством частиц (см. рис. 3), направление которых выделено определенным цветом, в моменты времени t.

Таблица 1

Оценка максимальной абсолютной погрешности при различном числе частиц N и скоростях границы u

u	N	Δ_{v_1}	Δ_T	Δ_p
1.0	10^2	$4.10 \cdot 10^{-1}$	$3.06 \cdot 10^{-2}$	$4.98 \cdot 10^{-1}$
	10^4	$6.54 \cdot 10^{-2}$	$2.90 \cdot 10^{-3}$	$4.78 \cdot 10^{-2}$
	10^6	$3.80 \cdot 10^{-3}$	$1.76 \cdot 10^{-4}$	$2.92 \cdot 10^{-3}$
0.1	10^2	$4.84 \cdot 10^{-1}$	$1.08 \cdot 10^{-2}$	$1.59 \cdot 10^{-1}$
	10^4	$3.94 \cdot 10^{-2}$	$8.40 \cdot 10^{-4}$	$1.14 \cdot 10^{-2}$
	10^6	$3.60 \cdot 10^{-3}$	$6.55 \cdot 10^{-5}$	$8.51 \cdot 10^{-4}$

Таблица 2

Оценка максимальной относительной погрешности при различном числе частиц N и скоростях границы u

u	N	δ_{v_1}	δ_T	δ_p
1.0	10^2	$6.68 \cdot 10^4$	$1.55 \cdot 10^1$	$1.55 \cdot 10^1$
	10^4	$6.23 \cdot 10^3$	3.21	3.21
	10^6	$3.43 \cdot 10^2$	$1.43 \cdot 10^{-1}$	$1.43 \cdot 10^{-1}$
0.1	10^2	$4.50 \cdot 10^5$	$1.08 \cdot 10^1$	$1.08 \cdot 10^1$
	10^4	$6.11 \cdot 10^4$	$8.98 \cdot 10^{-1}$	$8.98 \cdot 10^{-1}$
	10^6	$3.06 \cdot 10^3$	$7.62 \cdot 10^{-2}$	$7.62 \cdot 10^{-2}$

В табл. 1, 2 представлены результаты максимальных абсолютных и относительных погрешностей на отрезке $t \in [0, 0.5]$ при $u = 1.0$ и на отрезке $t \in [0, 5]$ при $u = 0.1$, рассчитанные по формулам (12):

$$\Delta_F = \max_t |F_{num} - F_{an}| \qquad \delta_F = \frac{\Delta_F}{|F_{an}|} \cdot 100\%, \tag{12}$$

где F_{num} — численное значение; F_{an} — аналитическое значение; $t \in [0, t^*]$ — временной отрезок.

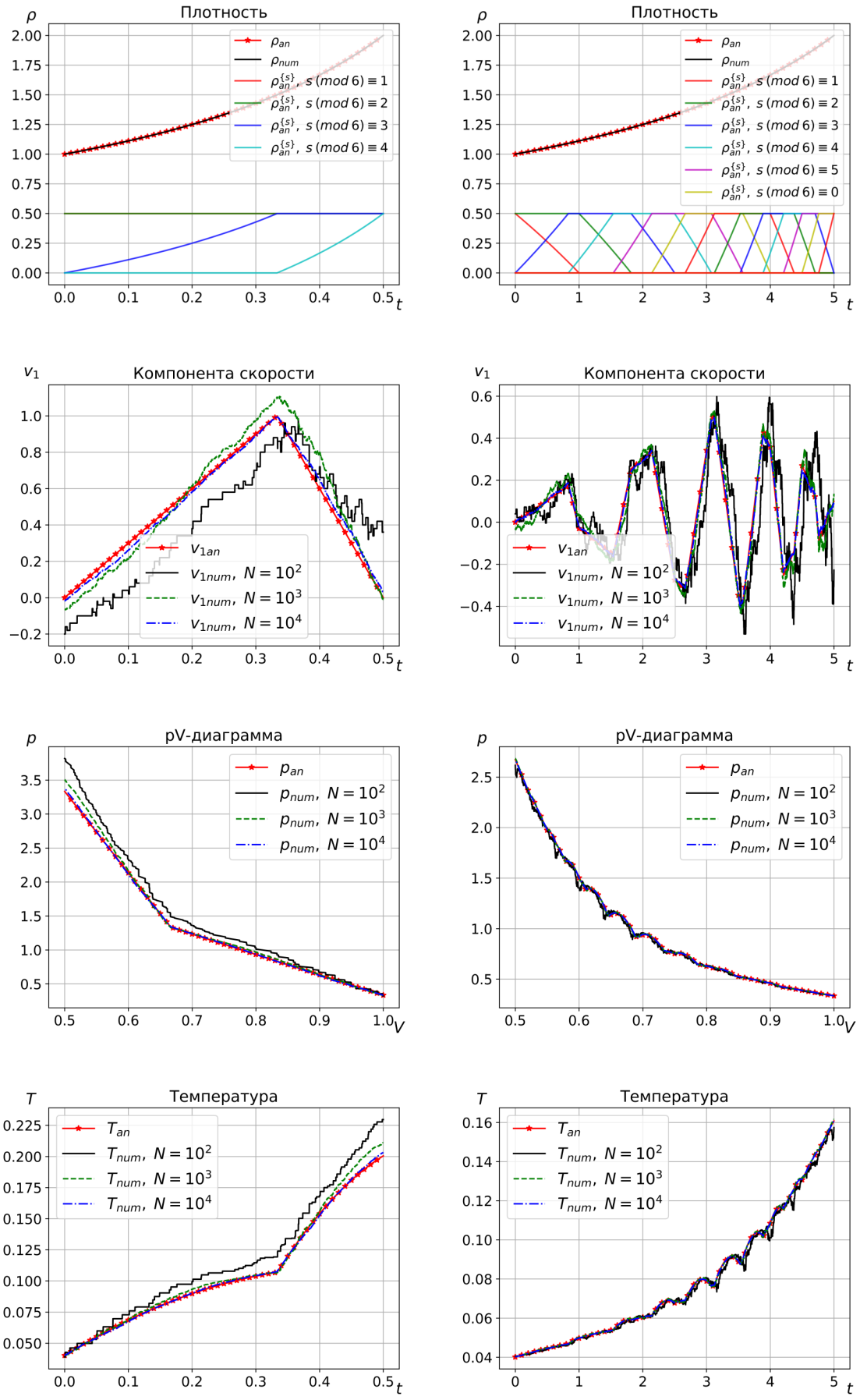


Рис. 4. *Графики изменения аналитического решения F_{an} и статистических оценок макроскопических параметров F_{num} при различном числе частиц в эксперименте N в зависимости от времени t или от объема V: слева — $u = 1.0$; справа — $u = 0.1$*

Видно, что с увеличением числа частиц и количеством испытаний с последующим усреднением статистические оценки макроскопических параметров, полученные в результате численного моделирования, приближаются к аналитическим решениям. Большая относительная погрешность гидродинамической скорости объясняется тем, что точное решение расположено близко к нулю (значения, равные нулю, отбрасывались). Анализ данных в таблице показывает, что порядок погрешности величин уменьшается согласно выражению (13). Также в таблице не представлены значения погрешностей плотности, так как на их точность влияет только вычислительная погрешность.

$$\frac{\sqrt{\langle(\Delta_F)^2\rangle}}{\langle F\rangle} \sim \frac{1}{\sqrt{L}}, \tag{13}$$

где $(\Delta_F)^2 = \langle F^2\rangle - \langle F\rangle^2$ — средняя квадратичная флуктуация; F — статистическая оценка макроскопической величины; L — число частиц в выделенной подобласти (элементе объема dx), в которой вычисляются статистические оценки макроскопических величин.

Заключение

В этой статье рассмотрена модель адиабатического сжатия газа Кнудсена в одномерном пространстве с подвижной границей, для которой был найден класс точных решений. Идея нахождения класса решений заключалась в определении плотности распределения молекул в пространстве координат и скоростей с течением времени. С помощью условной плотности распределения и предположений, основанных на начальном распределении частиц в фазовом пространстве, законах сохранения и зеркального отражения, удалось получить функцию плотности распределения частиц. Поскольку пространство скоростей дискретное, для вычисления макроскопических величин необходимо суммировать плотность распределения частиц по скоростям. Дополнительно были проведены серии вычислительных экспериментов с использованием разработанного авторами статьи комплекса программ при различных параметрах моделей. Результаты верификации разработанного комплекса программ демонстрируют качественное и количественное соответствие статистических оценок макроскопических величин с полученными аналитическими решениями. Показано, что с увеличением числа частиц и количеством испытаний с последующим усреднением статистические оценки макроскопических параметров, полученные в результате численного моделирования, приближаются к аналитическим решениям.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кошмаров Ю. А., Рыжов Ю. А. *Прикладная динамика разреженного газа.* М.: Машиностроение, 1977. 184 с.
2. Schen C. *Rarefied Gas Dynamics.* Berlin: Springer-Verlag, 2005. 406 p.
3. Весницкий А. И. *Волны в системах с движущимися границами и нагрузками.* М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. 320 с.
4. Сидоров А. Ф. *Избранные труды: Математика. Механика.* М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. 576 с.
5. Черный Г. Г. *Газовая динамика.* М.: Наука, 1988. 424 с.
6. Наплеков Д. М., Тур А. В., Яновский В. В. Минимальная модель ускорения Ферми. ЖТФ. 2010;80:5:11–22.
7. Быковских Д. А., Галкин В. А. О вычислительном тесте для модели адиабатического сжатия идеального бесстолкновительного газа. *Вестник кибернетики.* 2019;1(33):15–23.
8. Вентцель Е. С. *Теория вероятностей.* М.: Высш.шк., 1999. 576 с.
9. Черчиньяни К. *Математические методы в кинетической теории газов.* М.: Мир, 1973. 246 с.
10. Галкин В. А. *Анализ математических моделей: системы законов сохранения, уравнения Больцмана и Смолуховского.* М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2011. 408 с.

DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-2

ИНСТРУМЕНТ АНАЛИЗА НАУЧНЫХ СООБЩЕСТВ НА ОСНОВЕ МЕТОДА МОДЕЛИРОВАНИЯ ТЕМ И ТЕОРИИ ГРАФОВ

И. Н. Девицын [1], **И. В. Савин** [2]

[1] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация*
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0173-6186, ivnide@gmail.com
[2] *Уральский федеральный университет, г. Екатеринбург, Российская Федерация;*
Институт экологических наук и технологий, Автономный университет Барселоны,
Барселона, Испания, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9469-0510, ivanvsavin@hotmail.com

Аннотация: в статье рассматривается новый инструмент анализа научных сообществ с использованием методов моделирования тем и теории графов. Результаты применения предложенного нами подхода представлены для публикаций авторов, аффилированных с Сургутским государственным университетом в Scopus за период 1995–2021 гг. Разработанный инструмент позволяет определять основные направления научных исследований, выявлять передовые коллективы научных работников по отдельным направлениям, а также анализировать взаимосвязи научных коллективов. Представлены результаты распределения публикаций по времени, девяти основным темам, расчет метрик графов соавторства, построенных на основе исследуемого набора данных. В будущем разработанный подход можно применить для оценки научно-исследовательского потенциала научных организаций, для оперативного определения направлений научных исследований, выявления передовых коллективов и научных работников по перспективным направлениям.

Ключевые слова: научное сообщество, машинное обучение, естественная обработка языка, сетевой анализ, граф соавторства.

Благодарности: И. В. Савин благодарит за финансовую поддержку Российский научный фонд (номер гранта 19-18-00262).

Для цитирования: Девицын И. Н., Савин И. В. Инструмент анализа научных сообществ на основе метода моделирования тем и теории графов. *Успехи кибернетики*. 2020;1(4):13–21. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-2.

RESEARCH COMMUNITY ANALYTIC TOOL BASED ON TOPIC MODELING AND NETWORK ANALYSIS

Ivan N. Devitsyn [1], **Ivan V. Savin** [2]

[1] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation*
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0173-6186, ivnide@gmail.com
[2] *Ural Federal University, Yekaterinburg, Russian Federation;*
Institute of Environmental Sciences and Technologies, Autonomous University of Barcelona,
Barcelona, Spain, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9469-0510, ivanvsavin@hotmail.com

Abstract: the study presents a new research community analytical tool based on topic modeling and methods from graph theory. The results of the proposed approach are presented for Scopus-indexed publications by the authors affiliated with Surgut State University in 1995–2021. The tool makes it possible to determine the key research areas, identify the leading research teams in certain areas and analyze the relationships between these teams. The paper includes the distribution of publications over time, nine main areas of publications, and a range of metrics for the co-authorship graphs of the studied dataset. In the future, the tool can be applied to assess the potential of research organizations, select the research areas, and identify the leading research teams and researchers in promising areas.

Keywords: research community, machine learning, natural language processing, network analysis, co-authorship graph.

Acknowledgements: I. Savin expresses his thankfulness to the Russian Science Foundation for its financial support (RSF grant 18-00262).

Cite this article: Devitsyn I. N., Savin I. V. Research Community Analytic Tool Based on Topic Modeling and Network Analysis. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(4):13–21. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-2.

Введение

В крупных городах, где имеются высшие учебные заведения, научно-исследовательские институты и наукоемкие предприятия, научными исследованиями и разработками занимаются множество научных коллективов, часто работая над схожими проблемами параллельно, но независимо. Данные о структуре компетенций разрозненны, а процессы, связанные с их актуализацией, требуют большого количества трудозатрат и, как правило, растягиваются во времени. Это особенно актуально сегодня, когда количество публикуемых исследований растет с каждым годом, что приводит к отсутствию единой карты научно-исследовательских коллективов, результатов их работы и взаимосвязей между ними. У руководителей научных организаций и у самих научно-исследовательских коллективов зачастую нет возможности получить оперативную информацию о наличии нужных компетенций под решение новой технологической задачи у других коллективов. Данная работа направлена на получение инструмента оценки научно-исследовательского потенциала авторских коллективов в научных организациях для оперативного определения направлений их научных исследований, выявления передовых коллективов и научных работников по перспективным направлениям, включая междисциплинарные исследования, а также анализа взаимосвязей научных коллективов и сотрудников.

Для решения данной задачи, быстрого и объективного анализа как публикуемых результатов, так и взаимосвязей между авторами, мы применяем метод моделирования тем, разработанный недавно на стыке дисциплин обработки естественного языка и машинного обучения. Он позволяет объективно оценить количество тем, присутствующих в текстах в совокупности и в каждом из текстов по отдельности. Поскольку в дополнение к текстам публикаций мы знаем их авторов, мы также используем теорию графов, чтобы построить сеть (граф) ученых с точки зрения частоты их соавторства и применить к ней популярные метрики из теории графов.

Современные исследования по направлению

С ростом возможностей современных компьютеров и повышением доступности больших объемов данных выбор инструментов для исследования текстовой информации сильно вырос. Если раньше тексты вычитывались и классифицировались вручную, то сегодня в нашем распоряжении так называемый метод моделирования тем (ММТ). ММТ — это метод кластеризации текстовых данных с целью определения в них осмысленных тем, анализа трендов этих тем, реклассификации и аннотирования документов [1, 2]. ММТ несет в себе идею, что тексты содержат скрытые темы в определенной пропорции, а каждая тема — это вероятностное распределение по существующему в текстах списку слов. Тогда как в читаемых нами текстах темы и их распределение скрыты от нас, ММТ открывает темы, скрытые в текстах, и их распределение, которое наилучшим образом объясняет каждый конкретный текст. Преимущества ММТ над простым анализом ключевых слов в том, что слова могут иметь разное значение в зависимости от контекста. Также он полностью определяется на основе данных: не нужно наперед задавать темы.

ММТ широко применяется для текстов разного типа. Например, его активно используют для анализа патентных данных. Он применялся для реклассификации патентов на продуктовые и технологические субклассы, чтобы затем исследовать технологическое развитие и географию инноваций технологий фотовольтаики в США [3]; для определения возникающих тем среди патентов США, Японии и ЕС [4]; для определения ведущих (первых) патентов новых тем [5] и для предсказания трендов развития патентов [6, 7]. Кроме патентов, ММТ широко использовался для других типов текстовых данных. Многие исследования изучали научную литературу, опубликованную в разных реферируемых журналах [2, 8, 9], или все экономические статьи из базы данных вроде JSTOR [10]. Более того, некоторые исследования специально фокусировались на литературе, посвященной таким темам, как информационная безопасность [11] или биоинформатика [12]. Тогда как одни ученые смотрят только на аннотации статей [2], другие изучают полные тексты статей [10].

Другое популярное направление применения ММТ — это новостные статьи. Это могут быть как финансовые новости (например, взятые из Dow Jones Newswires Archive [13] или финансовых

аналитических докладов [14]), публикации в Интернете по проблеме изменения климата [15] и публикации из социальных сетей вроде Твиттера [16]. Наконец, недавно ММТ был применен к открытым вопросам из опросов общественного мнения [17–20]. Все это иллюстрирует универсальность данного метода в применении к текстовым данным очень разного типа с точки зрения как их объема, так и содержания.

Что касается существующих инструментов для сетевого анализа публикаций, наиболее близким к разрабатываемому является VOSviewer — бесплатный программный инструмент для построения и визуализации библиометрических сетей, разработанный сотрудниками Центра исследований науки и технологий (CWTS) Лейденского университета [21]. Он позволяет визуализировать сети по признаку соавторства, отдельным публикациям, ключевым словам и производить кластеризацию полученных данных. Данные для построения графов могут быть загружены из файлов или через API поддерживаемых наукометрических баз, таких как WoS, Scopus, Dimensions, CrossRef, Medline. Например, авторы [22] применили его для визуализации кластеров патентов, в которых встречались аморфные сплавы, чтобы проанализировать тенденции патентного ландшафта в этой области металлургии. В [23] с помощью VOSviewer исследовалось взаимодействие авторов американского сообщества масс-спектрометрии – исследование показало значительные отличия в публикационной активности университетов и лабораторий, а также, что довольно ожидаемо, — более частое соавторство между сотрудниками, работающими в одном учреждении. Авторы [24, 25] — разработчики VOSviewer — производили кластеризацию публикаций на основе числа цитирований с помощью предложенного ими подхода, который по умолчанию и используется в VOSviewer. В [26] предлагается инструмент для автоматизированного сбора данных для наукометрического анализа из eLibrary на основе парсинга страниц публикаций, т.е. без использования платного API, с последующей визуализацией с помощью VOSviewer. Примечательно, что кроме работ [24, 25], выполненных разработчиками VOSviewer, в остальных рассмотренных публикациях авторы проводят предварительную обработку массива данных с помощью других инструментов, т.к. в VOSviewer отсутствуют сложные инструменты отбора или обработки данных и метаданных публикаций, а значит, он самостоятельно не сможет различить слова, написанные с большой или маленькой буквы, или слова в единственном или множественном числе. Более того, VOSviewer ориентируется на ключевые слова, а не на метод моделирования тем, а значит, не способен (как нами указывалось ранее) различать значения слов в зависимости от контекста. Все это говорит о большом спектре возможностей для улучшения существующих инструментов, и наше исследование как раз стремится сделать вклад в этом направлении.

Моделирование тем

Для целей разработки и тестирования был получен набор данных, включающий 798 статей, опубликованных авторами из Сургутского государственного университета на английском языке за период с 1995 по 2021 гг. Данные были получены с помощью API Scopus с использованием библиотеки Pybliometrics. Для целей данного пилотного исследования было принято решение ограничиться небольшой выборкой, в будущем можно добавить в набор данных и труды авторов из других научных организаций.

Прежде чем применять ММТ, необходимо провести предварительную обработку полученных данных. Названия и аннотации статей были объединены для удобства обработки и увеличения размера данных. Заглавные буквы были заменены на строчные, удалены цифры и знаки препинания. Затем была применена лемматизация слов, т.е. приведение слов к их словарной форме, с использованием библиотеки pymystem3 от Яндекс (например, слова «captures» и «capturing» приведены к «capture»). После этого текст разбивался на токены, к которым применялся метод определения и формирования n-грамм (биграмм, триграмм и т.д.). Идея заключается в том, что часто используемые вместе слова образуют устойчивый оборот (например, «vortex structure», «physical education»). И, наконец, полученная база была очищена от стоп-слов и слов, состоящих менее чем из трех букв, с помощью библиотеки NLTK.

Чтобы определить оптимальное количество тем в текстах статей, использовались индикаторы согласованности (coherence score) и ошибки прогноза (perplexity score) сформированной модели ММТ. Тогда как первый индикатор указывает на то, насколько часто слова, отнесенные к каждой из тем, встречаются друг с другом и таким образом формируют более согласованную тему, второй индикатор

показывает, насколько хорошо модель ММТ, построенная на обучающей выборке данных, предсказывает распределение слов на проверочной выборке.

Непосредственно для ММТ был применен метод Latent Dirichlet Allocation (LDA) [27] как наиболее популярная модель ММТ из библиотеки GenSim на количестве от 2 до 50 тем. Как видно из рис. 1, ошибка прогноза модели практически непрерывно снижается с количеством тем, тогда как индикатор согласованности достигает максимума для 12 тем. Тем не менее, поскольку 9 тем обладают меньшей ошибкой прогноза и их легче интерпретировать, в то время как индикатор согласованности лишь чуть ниже, чем для 12 тем, нами было выбрано 9 тем.

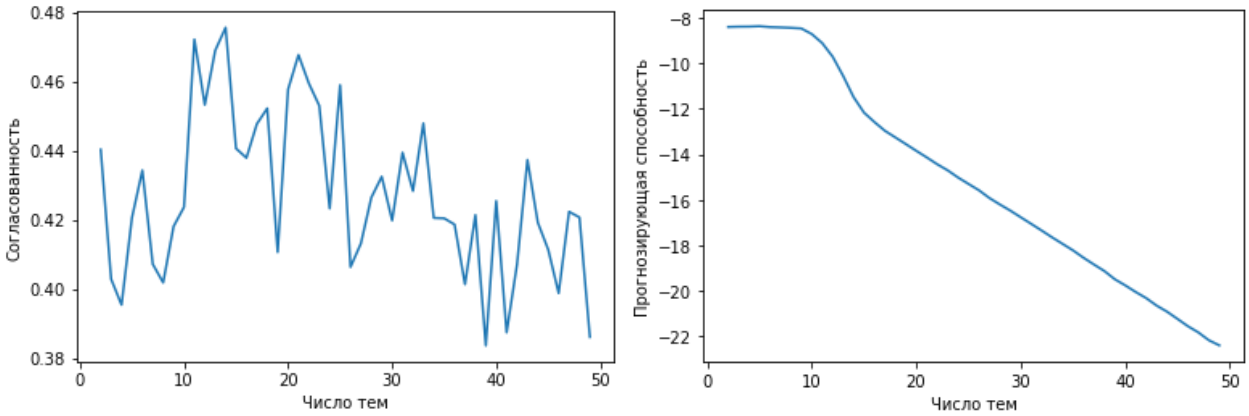


Рис. 1. *Графики индикаторов согласованности (слева) и прогнозирующей способности (справа)*

В целях понимания и интерпретации полученных тем для каждой из них были выгружены наиболее частые слова, т.е. слова, обладающие наиболее высокой вероятностью встретиться в каждой из тем, и иллюстративные примеры текстов — аннотации публикаций, в которых доля заданной темы максимальна. На основе данной информации мы назвали полученные темы следующим образом (см. рис. 2). Также из рис. 2 можно увидеть доли каждой из тем в общем объеме публикаций.

Номер темы	Наименование	Процент публикаций	Ключевые слова
1	Общественные науки	18.92	student, sport, education, university, educational, research, formation, activity, social, environment
2	Теория динамических систем	11.03	parameter, theory, motion, quasiattractor, vortex_structure, evolution, stochastic, chaos, measurement, state
3	Биология	7.39	species, compound, family, flavonoid, isolated, phase, layer, existence, spectra, oxidation
4	Математическое моделирование	22.81	gas, temperature, model, energy, procedure, oil, mathematical, equation, fuel, flow
5	Клиническая медицина	5.64	patient, treatment, syndrome, therapy, diaphragm, clinical, infant, acute, children, diagnosis
6	Теоретическая медицина	17.29	body, group, patient, age, functional, condition, living, region, cardiovascular, population
7	Физическая культура	8.27	physical, children, activity, athlete, training, health, mental, physical_culture, sport, competitive
8	Физика и химия	7.39	structure, copper, grain_boundary, optical, morphological, particles, surface, grain, composition, alloy
9	Лингвистика	1.25	scientists, russian, capital, slums, english, siberia, científicos, infrastructure, ciencia, endemic

Рис. 2. *Темы, их характеристика и доля в наборе данных*

Чтобы визуально оценить качество кластеризации терминов в каждой теме, воспользуемся пакетом pyLDAvis для построения карты распределения тем на плоскости. Хорошая тематическая модель будет давать темы, распределенные по всей плоскости и мало пересекающиеся между собой. Также мы воспользовались алгоритмом t-distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) [28], т.к. он тоже позволяет уменьшить размерность данных, сохранив при этом малое расстояние между схожими точками, чтобы наглядно показать их распределение. Из рис. 3 видно, что темы достаточно хорошо отделены друг от друга, хотя редкие термины из одной из тем могут находиться в другой, что свойственно LDA-моделям.

Также было рассчитано число публикаций, преимущественно посвященных каждой из тем, и доля каждой из тем в наборе данных. Распределение представлено на рис. 4. Еще одна интересная характеристика, которую можно получить на основе имеющихся данных, — изменение доли каждой из полученных тем во времени. Из графика на рис. 4 видно, что они представлены очень неравномерно. В отдельные годы, например, 2016-2020, публикаций очень много, тогда как в другие (1995-2000) их

Рис. 3. *График распределения тем (слева) и их t-SNE визуализация (справа)*

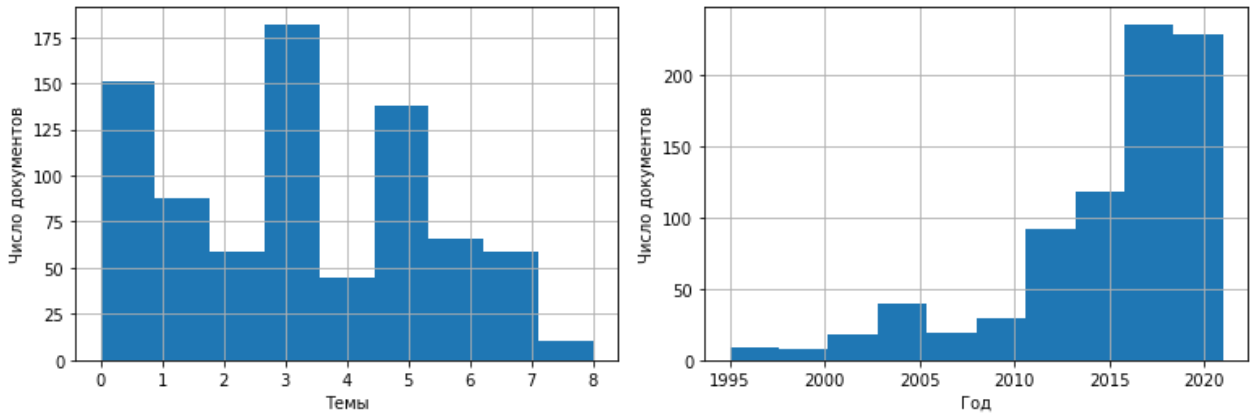


Рис. 4. *Распределение публикаций из набора данных по темам (слева) и по годам (справа)*

крайне мало. Поскольку данные столь несбалансированные, стоит воспринимать результаты динамики тем по времени с осторожностью, так как они сильно зависят от размера выборки.

На рис. 5 представлен график распределения относительной доли тем по годам. Видно, что представленность тем в научных публикациях по времени сильно колебалась. Тема физики и химии, например, сильно теряла в популярности в 2005 году, а также в 2017–2019 гг., а доля темы общественных наук выросла в последние десять лет.

Сетевой анализ

Для того чтобы иметь возможность построения графов научных коллективов, нужно располагать данными об авторах статей. Тот факт, что выборка состоит из статей, полученных через API Scopus, позволяет теперь по идентификатору публикации получить список ее авторов с их Scopus-идентификаторами. По ним были получены данные обо всех авторах, участвующих в наборе данных, включая: фамилию и инициалы, число публикаций, число цитирований, индекс Хирша, организацию, с которой автор аффилирован, включая страну и город ее расположения, и список идентификаторов соавторов (все известные соавторства, имеющиеся в Scopus). Теперь, объединив полученные из Scopus данные об авторах с результатами ММТ, а именно с номерами полученных тем, можно приступать к построению и анализу графов научного сообщества.

Под графом научного сообщества или коллектива будем понимать совокупность вершин, отражающих авторов публикаций, соединенных ребрами, показывающими отношение соавторства между

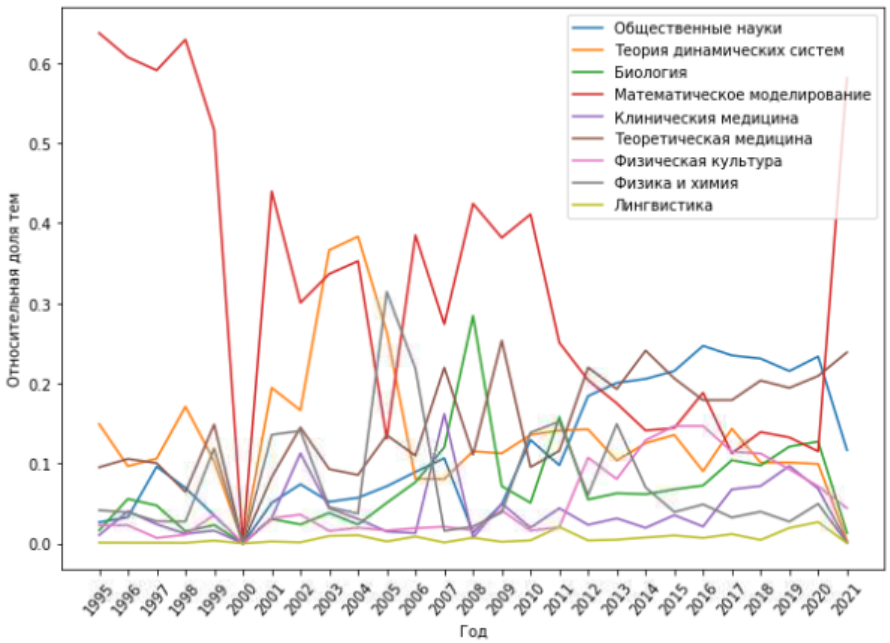


Рис. 5. *Динамика доли публикаций во времени*

ними. Таким образом, граф научного сообщества будет неориентированным (т.е. если автор N связан с M, то и M связан с N) и несвязным (т.е. не все элементы графа связаны между собой и между научными коллективами может не быть никаких общих соавторов). Поскольку каждый автор является соавтором самого себя, для простоты связями с самим собой в таком графе мы будем пренебрегать. По причине того, что граф содержит достаточно большое количество данных об авторах, для его построения было принято решение использовать совокупность библиотек python-igraph — для хранения и манипулирования графами как структурами данных и plotly — для визуализации графов с возможностью интерактивной подсветки узлов и инструментов просмотра, таких как масштабирование, панорамирование, выделение отдельных наборов вершин [29]. Результат такого построения представлен на рис. 6. Цветом узла на графе выделена страна, в которой работает соответствующий автор, а размер узла отражает индекс Хирша автора.

Так как строящиеся графы почти всегда будут содержать большое число узлов, для их распределения на плоскости был выбран силовой алгоритм визуализации Graphopt [30]. Используя данные о темах, полученные на предыдущем этапе, можно строить графы сообществ, работающих в конкретных интересующих нас направлениях, например, на рис. 7 представлен граф темы 2, посвященной динамическим системам. По графу видно, что в центре он содержит выраженный конгломерат соавторов (тесно связанную друг с другом группу соавторов), а также небольшие группы соавторов по краям, не имеющих общих публикаций с остальным коллективом.

Для анализа коллективов была реализована функция построения наибольшей связной компоненты графа, позволяющая быстро выделить из существующего графа подграф с основным массивом соавторов. Наибольшая связная компонента графа соавторов темы 2 представлена на рис. 7. Проанализировав данный граф, можно заметить любопытные особенности: формирование коллективов вокруг тесно взаимодействующего «ядра» с большим числом совместных публикаций, а также взаимосвязь центрального конгломерата соавторов с периферийными через 1-2 связующих соавторов.

Для поиска выдающихся авторов были применены методики анализа социальных сетей, а именно расчет центральностей графа. Пример расчета для наибольшей связной компоненты графа соавторов всего набора данных приведен на рис. 8.

Это позволяет выделить значимых авторов на основе расчета метрик центральности, а именно: степень связности (degree) — число связей, которую можно интерпретировать как «популярность» автора или число его уникальных соавторов; степень посредничества (betweenness) — число кратчайших путей, которые проходят через вершину, что можно интерпретировать как меру того, насколько часто автор выступает связующим звеном между разными коллективами; степень близости (closeness)

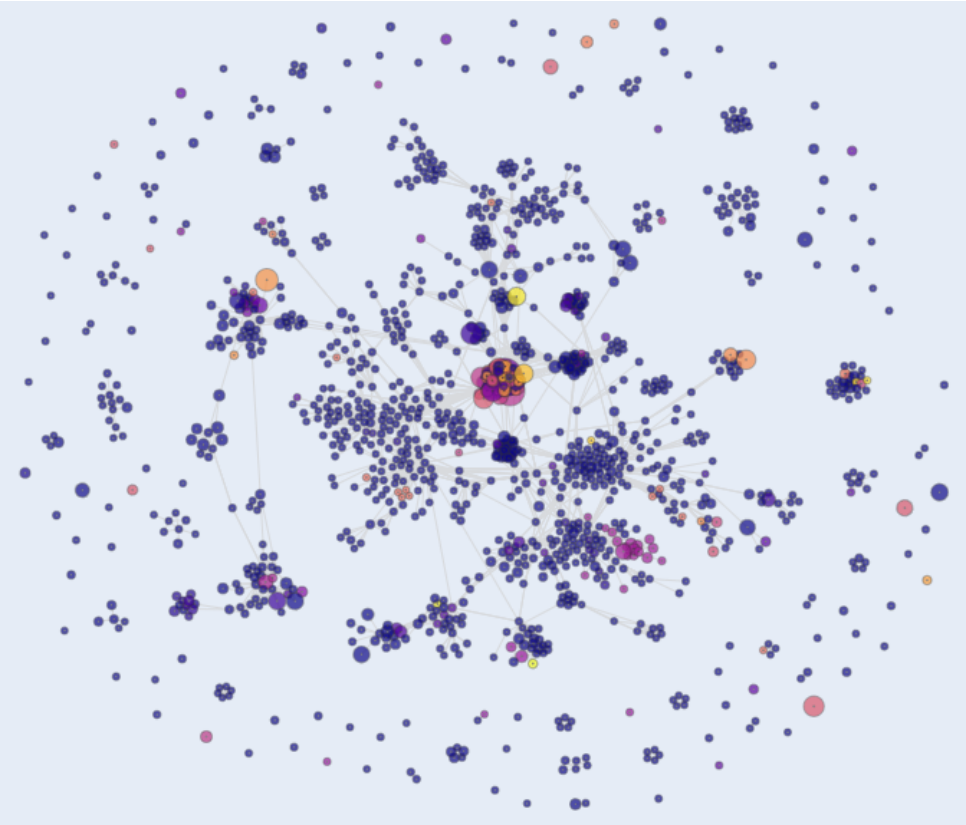


Рис. 6. *Граф авторов всего набора данных*

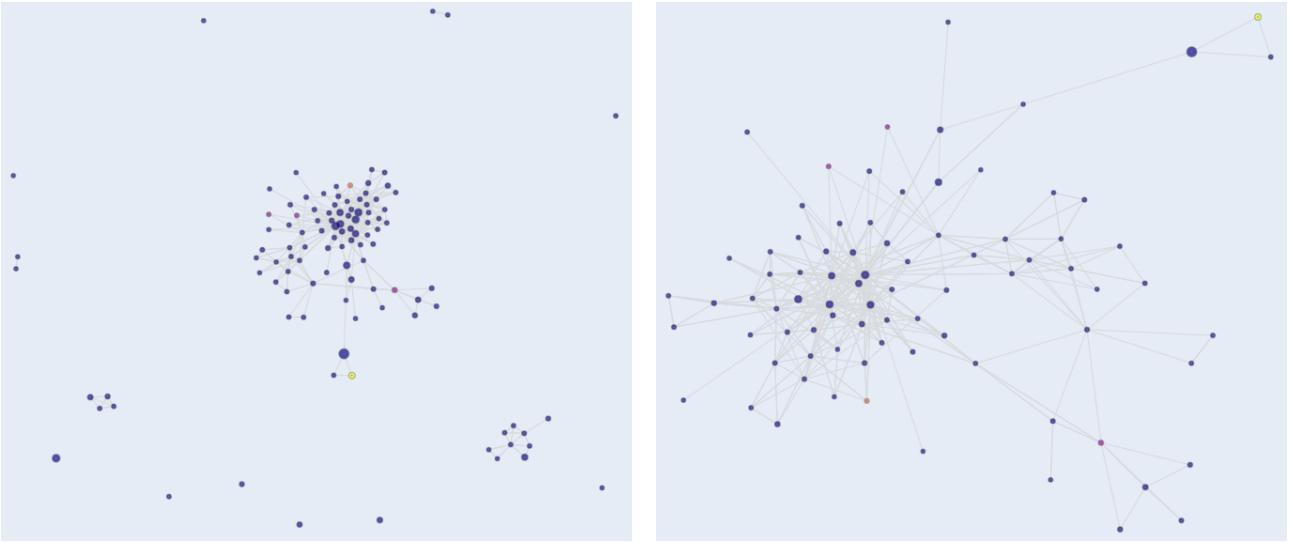


Рис. 7. *Граф авторов темы 2 «Теория динамических систем» (слева) и его наибольшая связная компонента (справа)*

— мера близости вершины ко всем остальным и влиятельности (eigenvector) — которая измеряет влиятельность вершины в зависимости от того, с какими другими вершинами она связана. Также имеется возможность рассчитать коэффициент кластеризации графа, например, для наибольшей связной компоненты всего набора данных он равен 0,81, что является формальным свидетельством наличия тесно связанных групп соавторов (см. рис. 6-7). Для данного графа также было установлено, что он, как и другие социальные структуры, удовлетворяет т.н. свойству «тесного мира», т.е. каждый узел связан с остальными через небольшое количество узлов, при том что этот же самый граф характеризуется высокой кластеризацией, когда соавторы N также пишут вместе статьи и без него, — своеобразный аналог «теории шести рукопожатий» для графов [31].

scopus id	author	degree	betweenness	closeness	eigenvector
57218615562	Kovalenko L. V.	0.039394	45772.445497	0.201342	3.180247e-08
55780169000	Bashkatova Yu V.	0.052525	149635.680709	0.197487	1.566641e-09
6603854205	Botirov É. Kh	0.080808	172920.325679	0.190715	2.747858e-06
6603639422	Eskov Valery M.	0.093939	99683.113075	0.187607	3.907006e-11
6603198324	Karpin V. A.	0.031313	19087.044156	0.183605	1.559942e-09
55399217600	Filatov Mikhail	0.037374	10986.569925	0.181885	3.597863e-11
56625937600	Filatova S. Yu	0.009091	0.000000	0.181485	1.551130e-09
16237928700	Drenin A. A.	0.040404	7719.204400	0.180492	1.783151e-07
57201259024	Eskov V. V.	0.066667	13719.487328	0.180295	3.728627e-11
36496932700	Kul'kov M. G.	0.014141	194849.000000	0.180065	1.361874e-04

Рис. 8. *Метрики центральности графа*

Заключение

Для решения поставленной задачи авторами были применены методы анализа и кластеризации текстовых данных (в частности, модели Latent Dirichlet Allocation как инструмента моделирования тем), получение дополнительной информации о совместных публикациях ученых из ресурсов сети Интернет (в частности, базы данных Scopus) и методы анализа из теории графов.

В результате был разработан инструмент оценки научно-исследовательского потенциала научных коллективов, который был успешно применен на основе данных о публикациях авторов из Сургутского государственного университета. Были определены направления научных исследований, выявлены передовые коллективы научных работников по отдельным направлениям, а также проанализированы взаимосвязи научных коллективов.

Среди прочего было показано, что научные публикации содержат девять основных тем; что динамика популярности этих тем существенно колебалась по времени; что граф соавторств научных исследований имеет выраженную структуру «центр-периферия» и высокий коэффициент кластеризации, указывающий на то, что соавторы соавторов часто являются также соавторами между собой; и, наконец, было показано, что структура графа соавторств научных публикаций имеет сходство со структурой «тесного мира», отличительной чертой которого является высокая кластеризация при коротком пути, соединяющем любые две вершины в графе.

В дальнейшем планируется добавление поддержки других источников данных, помимо API Scopus, адаптация инструментария к работе с другими коллективами авторов вне зависимости от исходных данных (в т.ч. возможность исследовать публикации не только на английском, но и на русском языке), а также расширение функциональности аналитической части инструмента. Рассматривается возможность оформления инструмента в виде самостоятельного программного обеспечения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Blei D. M. Probabilistic Topic Models. *Communications of the ACM*. 2012;55(4):77–84.
2. De Battisti F., Ferrara A., Salini S. A Decade of Research in Statistics: a Topic Model Approach. *Scientometrics*. 2015;103(2):413–433.
3. Venugopalan S., Rai V. Topic Based Classification and Pattern Identification in Patents. *Technological Forecasting and Social Change*. 2015;94:236–250.
4. Lee W., Han E., Sohn S. Predicting the Pattern of Technology Convergence Using Big-Data Technology on Large-Scale Triadic Patents. *Technological Forecasting and Social Change*. 2015;100:317–329.
5. Kaplan S., Vakili K. The Double-Edged Sword of Recombination in Breakthrough Innovation. *Strategic Management Journal*. 2015;36:1435–1457.
6. Chen H., Zhang G., Zhu D., Lu J. Topic-Based Technological Forecasting Based on Patent Data: A Case Study of Australian Patents from 2000 to 2014. *Technological Forecasting and Social Change*. 2017;119(C):39–52.

7. Suominen A., Toivanen H., Seppänen M. Firms' Knowledge Profiles: Mapping Patent Data with Unsupervised Learning. *Technological Forecasting and Social Change*. 2017;115(9):131–142.
8. Lüdering J., Winker P. Forward or Backward Looking? The Economic Discourse and the Observed Reality. *Journal of Economics and Statistics*. 2016;236(4):483–515.
9. Griffith T., Steyvers M. Finding Scientific Topics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2004;101:5228–5235.
10. Ambrosino A., Cedrini M., Davis J., Fioria S., Guerzoni M., Nuccio M. What Topic Modeling Could Reveal about the Evolution of Economics. *Journal of Economic Methodology*. 2018;25(4):367–377.
11. Chang H.-C. The Synergy of Scientometric Analysis and Knowledge Mapping with Topic Models: Modelling the Development Trajectories of Information Security and Cyber-Security Research. *Journal of Information & Knowledge Management*. 2016;15(4):1650044.
12. Liu L., Tang L., Dong W., Yao S., Zhou W. An Overview of Topic Modeling and its Current Applications in Bioinformatics. *SpringerPlus*. 2016;5(1):1608.
13. Larsen V., Thorsrud L. *Business Cycle Narratives*. CESifo Working Paper Series 7468, CESifo. 2019.
14. Huang A., Lehavy R., Zang A. Y., Zheng R. Analyst Information Discovery and Interpretation Roles: A Topic Modeling Approach. *Management Science*. 2017;64(6):2833–2855.
15. Farrell J. Corporate Funding and Ideological Polarization about Climate Change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2016;113(1):92–97.
16. Chae B., Park E. Corporate Social Responsibility (CSR): A Survey of Topics and Trends Using Twitter Data and Topic Modeling. *Sustainability*. 2018;10(7):1–20.
17. Roberts M. E., Stewart B., Tingley D., Lucas C., Leder-Luis J., Gadarian S., Albertson B., Rand D. Structural Topic Models for Open-Ended Survey Responses. *American Journal of Political Science*. 2014;58(4):1064–1082.
18. Tvinnereim E., Fløttum K. Explaining Topic Prevalence in Answers to Open-Ended Survey Questions about Climate Change. *Nature Climate Change*. 2015;5:744-747.
19. Savin I., Drews S., Maestre-Andres S., van den Bergh J. Public Views on Carbon Taxation and Its Fairness: A Computational-Linguistics Analysis. *Climatic Change*. 2020;162:2107–2138.
20. Savin I., Drews S., van den Bergh J. Free Associations of Citizens and Scientists with Economic and Green Growth: A Computational Linguistics Analysis. *Ecological Economics*. 2021;180:106878.
21. *VOSviewer – Visualizing Scientific Landscapes*. Available at: https://www.vosviewer.com/.
22. De Oliveira B. S., Milanez D. H., Leiva D. R., de Faria L. I. L., Botta W. J., Kiminami C. S. Thermal Spraying Processes and Amorphous Alloys: Macro-Indicators of Patent Activity. *Materials Research*. 2018;20(Suppl. 1):89–95.
23. Palmblad M., van Eck N. J. Bibliometric Analyses Reveal Patterns of Collaboration between ASMS Members. *Journal of The American Society for Mass Spectrometry*. 2018;29(3):447–454.
24. Waltman L., van Eck N. J., Noyons Ed. A Unified Approach to Mapping and Clustering of Bibliometric Networks. *Journal of Informetrics*. 2010;4:629–635. 10.1016/j.joi.2010.07.002.
25. Van Eck N. J., Waltman L. Citation-Based Clustering of Publications Using CitNetExplorer and VOSviewer. *Scientometrics*. 2017;111:1053–1070. 10.1007/s11192-017-2300-7.
26. Низомутдинов Б. А., Тропников А. С. Автоматизированный сбор данных для наукометрического анализа. *Научный сервис в сети Интернет: труды XXI Всероссийской научной конференции (23-28 сентября 2019 г., г. Новороссийск)*. М.: ИПМ им. М. В. Келдыша; 2019;523–531.
27. Blei D. M., Ng A. Y., Jordan M. I. Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*. 2003;3(4–5):993–1022.
28. Van der Maaten L. J. P., Hinton G. E. Visualizing Data Using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*. 2008;9:2579–2605.
29. Ognyanova K. *Network Visualization with R*. 2019. Available at: https://kateto.net/network-visualization.
30. Hu Y. Algorithms for Visualizing Large Networks. *Combinatorial Scientific Computing*. 2011;5. 10.1201/b11644-20.
31. Watts D. J., Strogatz S. Collective Dynamics of 'Small-World' Networks. *Nature*. 1998;393(6684):440–442.

DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-3

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ В ЧАСТНЫХ ПРОИЗВОДНЫХ

А. А. Епифанов
HERE Germany GmbH & Co. KG, г. Берлин, Германия
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7403-4252, wave911@yandex.ru

Аннотация: глубокие нейронные сети стремительно развиваются в связи со значительным прогрессом в технологиях производительных вычислений. В данной работе рассматривается применение подходов, в основе которых лежит использование глубоких нейронных сетей, для решения дифференциальных уравнений в частных производных. Приводится пример численного решения уравнения Пуассона в двухмерной области методом Галеркина с глубокими нейронными сетями.

Ключевые слова: нейронный сети, глубокое обучение.

Для цитирования: Епифанов А. А. Применение методов глубокого обучения для решения дифференциальных уравнений в частных производных. *Успехи кибернетики*. 2020;1(4):22–28. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-3.

DEEP LEARNING FOR SOLVING PARTIAL DIFFERENTIAL EQUATIONS

Alexander A. Epifanov
HERE Germany GmbH & Co. KG, Berlin, Germany
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7403-4252, wave911@yandex.ru

Abstract: recently deep learning networks made huge progress due to the advances in high-performance computing technologies. This study covers a range of approaches to solving partial differential equations with deep learning. An example of solving the Poisson equation in a two-dimensional domain using the Galerkin method with deep neural networks is presented.

Keywords: deep learning, machine learning, partial differential equations, DGM, DRM.

Cite this article: Epifanov A. A. Deep Learning for Solving Partial Differential Equations. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(4):22–28. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-3.

Введение

Дифференциальные уравнения в частных производных являются одним из самых широко применяемых инструментов для моделирования различных систем в природе. Наиболее сложные уравнения характеризуются большим количеством размерностей. Какими элегантными эти уравнения ни были бы, при их решении применительно к практическим задачам вычислительные затраты растут экспоненциально с увеличением числа размерностей. Основная проблема в традиционном подходе при приближении нелинейной многомерной функции с использованием кусочно-конечной аппроксимации, вейвлетов или других базисных функций — это большие размерности в задачах. Также существующие приближенные методы требуют решения важной вспомогательной задачи разбиения исходной области, например, как это делается в методе конечных элементов. Например, применение метода конечных разностей становится невозможным в многомерном случае ввиду того, что многократно возрастает количество расчетных точек сетки исходной области и требования к небольшому размеру шага по времени. Размерность систем линейных алгебраических уравнений, порождённых сеткой, и временные рамки их решения определяют растущие требования в гонке роста производительности ЭВМ. В частности, источниками задач такого уровня сложности служат модели порового пространства в нефтегазовой промышленности, газовая и гидродинамика, физическая кинетика. Моделирование динамики крови в теле человека также порождает задачи похожего уровня сложности. Математически классы этих задач характеризуются существенно нелинейной динамикой на крайне сложно устроенном многообразии [1].

Со стремительным развитием технологий высокопроизводительных вычислений стали стремительно развиваться различные методы машинного обучения, и, в частности, методы глубокого обучения. Они показали хорошую производительность в различных задачах распознавания образов, обра-

ботки и распознавания голоса и текста и др. Эти значительные успехи в применении нейронных сетей вызваны их способностью хорошо аппроксимировать нелинейные функции.

В последние годы внимание исследователей захватила идея применения искусственных нейронных сетей для решения дифференциальных уравнений в частных производных, а также сравнения их эффективности с традиционным подходом с использованием численных методов.

Ключевыми работами, которые легли в основу теории методов нейронных сетей и глубокого обучения, стали работы А. Н. Колмогорова и В. И. Арнольда [2]. Предложенная ими теорема позволила заложить основу для развития искусственных нейронных сетей. Работы Р. Хект-Нильсена [3], К. Фунахаши [4] и Г. Цыбенко [5] позволили получить теоретическое обоснование для развития теории нейронных сетей и разработки методов глубокого обучения.

Глубокое обучение — это область машинного обучения, где некоторая построенная модель нейронной сети аппроксимирует целевую функцию на основе подготовленных знаний из предоставленных ей данных — будь то текст, изображение, звук и т.д. Термин «глубокое обучение» подразумевает, что используется многослойная искусственная нейронная сеть и в процессе ее обучения множество скрытых слоев. И в целом, чем больше слоев, тем лучше нейронная сеть может аппроксимировать целевую функцию. Согласно определению искусственная нейронная сеть представляет собой структуру параллельной распределенной обработки информации в виде ориентированного графа, где узлы графа называются обрабатывающими элементами, а связи называются соединениями. Пример структуры нейронной сети можно увидеть на рисунке 1.

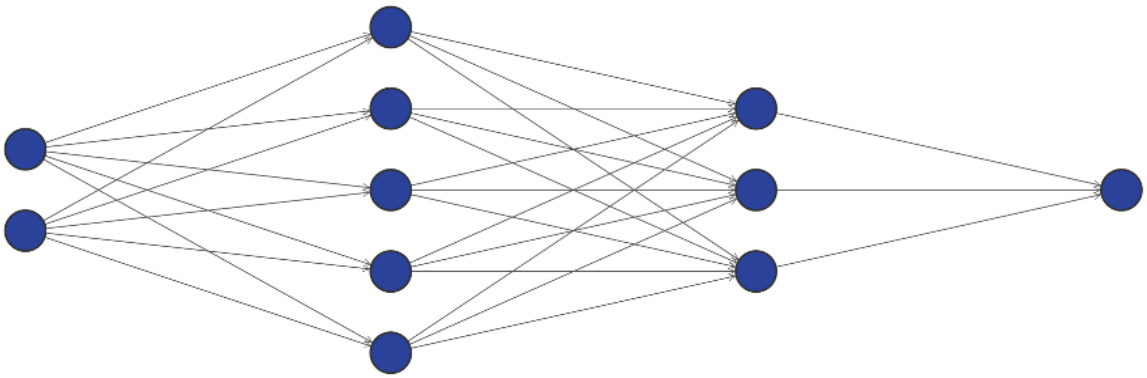


Рис. 1. *Пример структуры нейронной сети*

Таким образом, успех методов глубокого обучения во многих областях, связанных с вычислениями, позволяет рассмотреть возможность его применения при решении уравнений в частных производных.

Метод Галеркина с глубокими нейронными сетями (Deep Galerkin Method)

Метод для решения многомерных нелинейных дифференциальных уравнений был предложен Д. Сиригнано и К. Спилиопулусом [6], в основе его лежит идея метода Галеркина, но для аппроксимации решения дифференциального уравнения используется искусственная нейронная сеть вместо линейной комбинации базисных функций.

Рассмотрим нелинейное дифференциальное уравнение в общем виде:

$$\begin{gathered} \partial_t u\,(t,x) + \mathcal{L}u\,(t,x) = 0, (t,x) \ \in [0,T] \times \Omega, \\ u\,(0,x) = u_0(x), x \in \Omega \\ u\,(t,x) = g\,(t,x)\,, (t,x) \in [0,T] \times \partial\Omega, \end{gathered} \tag{1}$$

где $\partial\Omega$ — граница области Ω и заданы граничные $g\,(t,x)$ и начальные условия $u_0(x)$. Аппроксимация точного решения $u\,(t,x)$ дифференциального уравнения (1) может быть найдена с помощью минимизации функционала по норме L^2:

$$J\,(f) = \|\partial_t f + \mathcal{L}f\|^2_{2,[0,T]\times\Omega} + \|f - g\|^2_{2,[0,T]\times\Omega} + \|f\,(0,\cdot) - u_0\|^2_{2,\Omega}. \tag{2}$$

Функция ошибки $J(f)$ используется для оценки того, насколько хорошо приближенное решение f удовлетворяет дифференциальному оператору, граничным и начальным условиям. При этом никаких предварительных знаний о точном решении u нет и цель состоит в том, чтобы построить аппроксимацию f точного решения u так, чтобы значение функционала $J(f)$, часто в литературе можно встретить обозначение его как «функции ошибки аппроксимации», стремилось к нулю.

Алгоритм DGM аппроксимирует $u(t,x)$ с помощью глубокой нейронной сети $f(t,x,\theta)$, где $x \in \Omega \subset \mathrm{R}^d$, параметры (веса) нейронной сети $\theta \in \mathrm{R}^k$. Необходимо найти такой набор параметров θ, при котором функция ошибки $J(f)$ будет минимальной, при этом нейронная сеть $f(t,x,\theta)$ будет аппроксимировать точное решение уравнения (1) с заданными начальными и граничными условиями. Суть алгоритма DGM состоит в следующем:

1. Генерируются случайным образом точки (t_n,x_n) в области $[0,T] \times \Omega$ и точки (τ_n,z_n) в области $[0,T] \times \partial\Omega$ в соответствии с функциями плотности распределения вероятностей ν_1 и ν_2. Также генерируются точки $w_n \in \Omega$ с функцией плотности распределения вероятности ν_3.

2. Подсчитывается квадратичная ошибка $G(\theta, s_n)$ в сгенерированных точках $s_n = \{(t_n,x_n), (\tau_n,z_n), w_n\}$, где:

$$G(\theta, s_n) = \left(\frac{\partial f}{\partial t}(t_n,x_n,\theta_n) + \mathcal{L}f(t_n,x_n,\theta_n)\right)^2 + (f(\tau_n,z_n,\theta_n) - g(\tau_n,z_n))^2 + (f(0,w_n,\theta_n) - u_0(w_n))^2.$$

3. Делается шаг по методу стохастического градиентного спуска в точке s_n:

$$\theta_{n+1} = \theta_n - \alpha_n \nabla_\theta G(\theta_n, s_n),$$

где α_n — параметр, обозначаемый как «скорость обучения сети».

4. Повторяются шаги 1–3 до достижения критерия сходимости.

Следует отметить, что процесс минимизации функционала (2) может и остановиться в точке локального, а не глобального минимума для набора параметров θ, если $f(t,x,\theta)$ не выпуклая. В целом, известно, что глубокие нейронные сети не выпуклые функции, поэтому метод стохастического градиентного спуска может сойтись только к локальному минимуму, а не к глобальному.

Для расчета вторых производных в шаге 3 Д. Сиригнано и К. Спилиопулусом предложено использовать метод Монте-Карло, а в качестве архитектуры искусственной нейронной сети была предложена архитектура, очень похожая на архитектуру LSTM нейронных сетей:

$$S^1 = \sigma(W^1(t,x) + b^1)$$

$$Z^l = \sigma\left(U^{z,l}(t,x) + W^{z,l}S^l + b^{z,l}\right), \qquad l = 1,\ldots,L$$

$$G^l = \sigma\left(U^{g,l}(t,x) + W^{g,l}S^1 + b^{g,l}\right), \qquad l = 1,\ldots,L$$

$$R^l = \sigma\left(U^{r,l}(t,x) + W^{r,l}S^l + b^{r,l}\right), \qquad l = 1,\ldots,L$$

$$H^l = \sigma\left(U^{r,l}(t,x) + W^{r,l}(S^l \circ R^l) + b^{h,l}\right), \quad l = 1,\ldots,L$$

$$S^{l+1} = \left(1 - G^l\right) \circ H^l + Z^l \circ S^l, \qquad l = 1,\ldots,L$$

$$f(t,x,\theta) = WS^{L+1} + b,$$

где число скрытых слоев — L+1, $\circ$ — скалярное произведение. В качестве функций активации используются нелинейные функции, такие как ReLU $\max(x,0)$, сигмоидальная функция $\frac{e^x}{1+e^x}$ или гиперболический тангенс $tanh$. Показано, что достаточно оптимальными значениями являются следующие: число нейронов в скрытом слое = 50, число слоев = 3 и функция активации — $\tanh$.

Пример решения двухмерного уравнения Пуассона методом Deep Galerkin:

$$\frac{\partial^2 P}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P}{\partial y^2} = 2, \quad \{(x,y) \in X : (x^2 + y^2 \le R^2)\}.$$

С граничными условиями Дирихле:

$$P = g = -\frac{R^2 - (x^2 + y^2)}{2}, \quad x \in \partial\Omega.$$

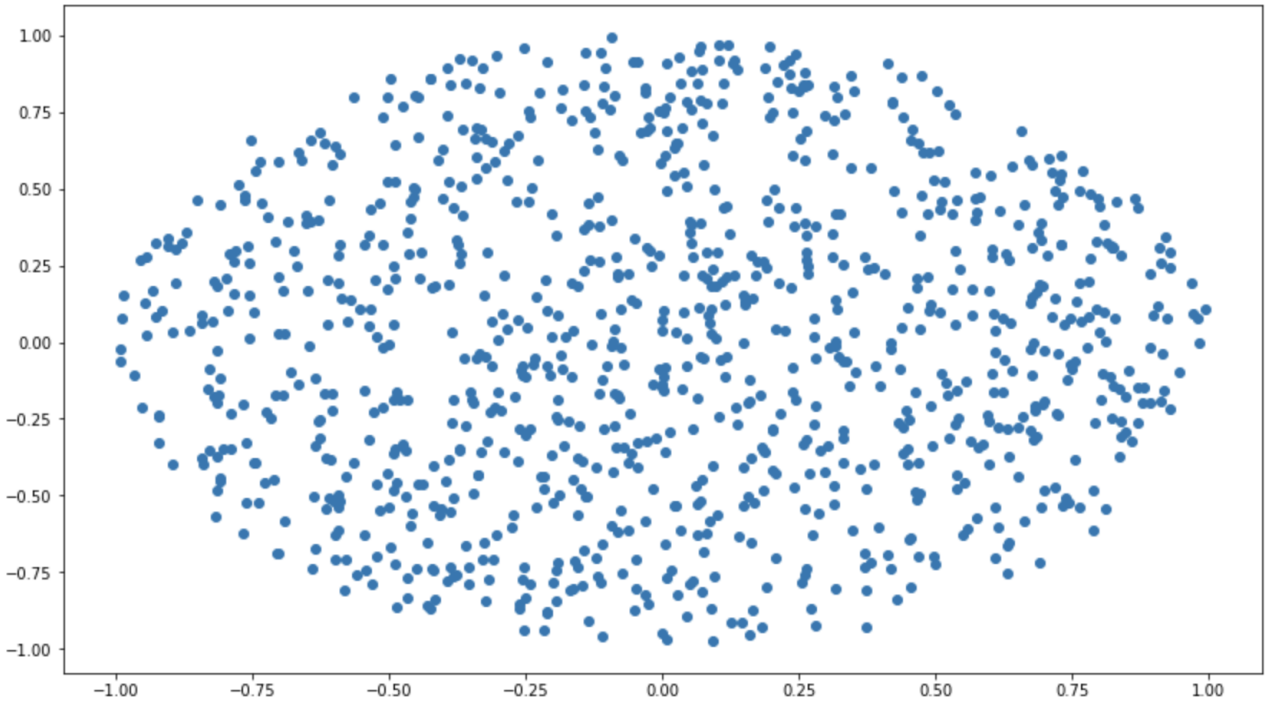


Рис. 2. *Сгенерированные точки в области*

Метод Ритца с глубокими нейронными сетями (Deep Ritz Method)

Метод для численного решения вариационных задач, в частности, тех, которые возникают при решении дифференциальных уравнений в частных производных, с помощью методов глубокого обучения был предложен Вейнань Е и Бинг Ю. [7], который может быть использован для решения многомерных задач.

Рассмотрим пример вариационной задачи на примере решения дифференциального уравнения Пуассона в ограниченной области Ω, которую будем решать методом Deep Ritz:

$$\begin{cases} -\Delta u(x) = f(x), & x \in \Omega \\ u(x) = 0, & x \in \partial\Omega. \end{cases} \tag{3}$$

Учитывая постановку задачи (3), можно сформулировать соответствующую вариационную задачу в виде:

$$J(v) = \frac{1}{2}\int_{\Omega} \nabla v(x) \cdot \nabla v(x)\, dx - \int_{\Omega} v(x) f(x)\, dx, v \in H(\Omega). \tag{4}$$

Тогда решение задачи (3) методом Deep Ritz можно представить как минимизацию функционала (4):

$$u = \min J(v)\ , v \in H(\Omega). \tag{5}$$

Пусть $\tilde{u}$ представляет собой приближение решения уравнения Пуассона (3) с помощью методов глубокого обучения. Тогда можно записать:

$$\tilde{u} = \min J(F)\ , F \in \widetilde{\mathbb{F}}, \tag{6}$$

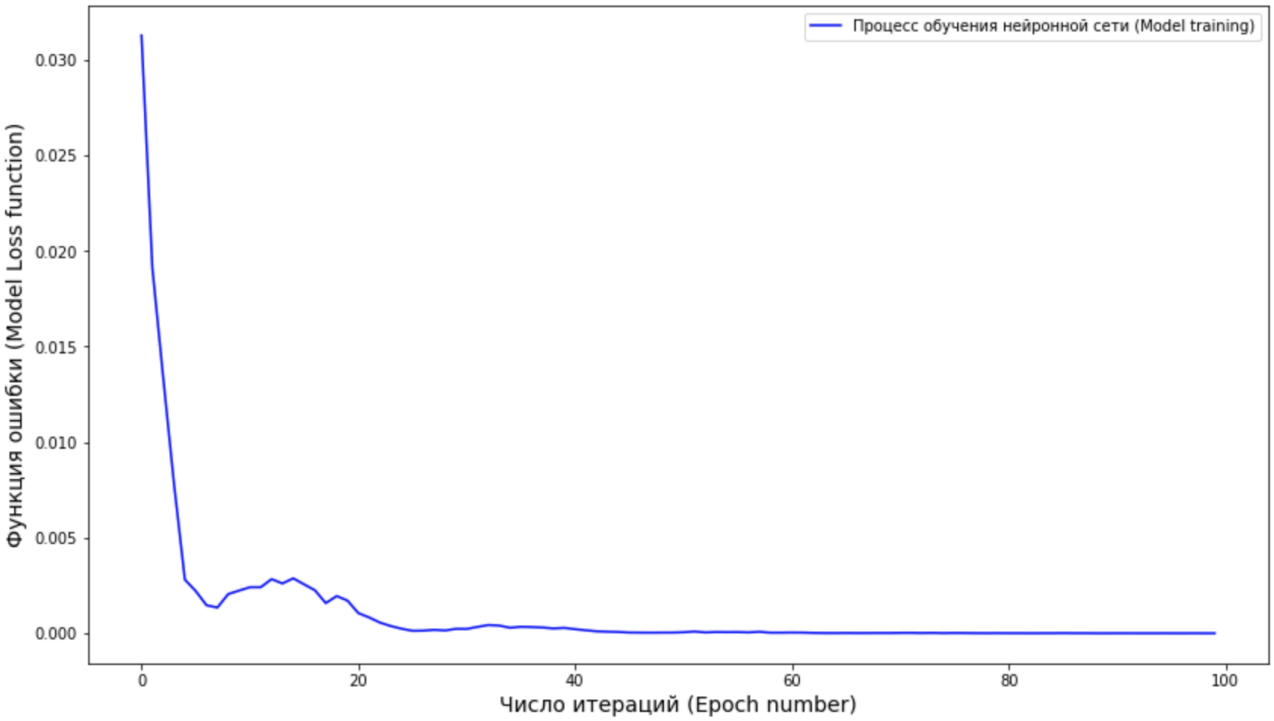


Рис. 3. *Процесс обучения нейронной сети*

где $\widetilde{\mathbb{F}}$ является подпространством $\mathbb{F}$, которое удовлетворяет граничными условиям на границе $\partial\Omega$. Обозначим через $\theta \in \Theta$ параметры искусственной нейронной сети, которой будем аппроксимировать решение задачи (3). Тогда (4) можно записать в виде:

$$\min J(\theta)\,|_{\theta\in\Theta} = \frac{1}{2}\int_{\Omega} |\nabla F(x,\theta)|^2 dx - \int_{\Omega} F(x,\theta)\, f(x)\, dx. \tag{7}$$

Далее — отыскание оптимальных значений параметров θ нейронной сети, при которых значение функционала (7) минимально будет производиться по методу стохастического градиентного спуска [8]:

$$\theta_{n+1} = \theta_n - \alpha_n \nabla_\theta J(x_{j,n},\theta_n). \tag{8}$$

На каждом шаге алгоритма (6) $n+1$ генерируется набор точек $\{x_{j,n}\}$ в соответствии с функцией равномерного распределения плотности вероятности. В данном методе применяется архитектура нейронной сети типа ResNet.

Подход с использованием набора данных

Другой подход к решению дифференциальных уравнений в частных производных с помощью методов искусственных нейронных сетей подразумевает процесс «обучения», т.е. отыскания оптимальных значений параметров нейронной сети с помощью подготовленных наборов данных и их верификации.

Например, в работе [9] решались уравнения Навье—Стокса при обтекании двухмерного тела вязкой несжимаемой жидкостью. Для аппроксимация решения уравнений Навье—Стокса использовалась искусственная нейронная с архитектурой типа U-net, а набор данных для обучения сети создавался при помощи генерации двухмерных выпуклых тел случайным образом. Значения полей скорости и давления рассчитывались для каждого сгенерированного двухмерного тела при помощи пакета cimLib. В результате подготовки обучающей выборки, на вход нейронной сети для ее «обучения» подавались 3 картинки размером 107x78 пикселей: геометрическая форма, поле скоростей и поле давления. В качестве активационных функций выбраны функции типа ReLu. На выходе работы нейронной сети также получается картинка размерностью 107x78 и для верификации точности аппроксимации решения уравнений Навье—Стокса выполнялось по пиксельное сравнение для верификационного и тестового набора данных.

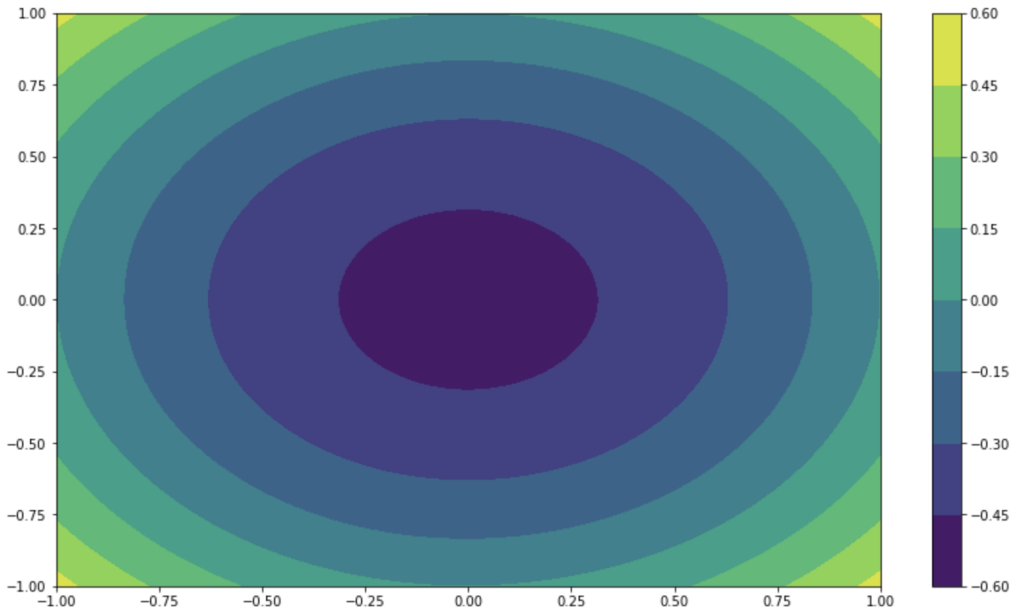


Рис. 4. *Численное решение в области*

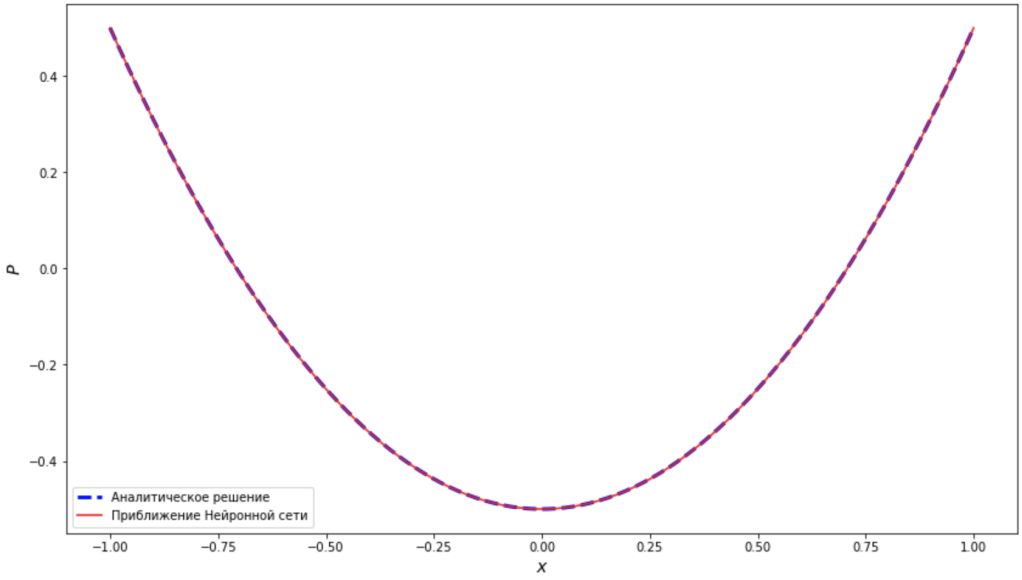


Рис. 5. *Численное и аналитическое решения на сгенерированном наборе данных*

В данной работе [10] также использовалась подготовка данных в виде набора сгенерированных картинок при предварительном решении дифференциальных уравнений известными численными методами и дальнейшем обучении многослойной нейронной сети по схеме, похожей на описанную в предыдущей работе.

А в работах [11] и [12] набор данных для «обучения» применяемых сверточных нейронных сетей получался путем предварительного решения уравнений Навье–Стокса широко используемыми численными методами, как, например, метод конечных разностей и метод конечных элементов.

Заключение

Можно отметить, что с каждым годом появляется все больше работ, в которых исследуются возможности применения искусственных нейронных сетей для решения дифференциальных уравнений в частных производных. Это становится возможным благодаря не только повышению производительности вычислительных систем, но и развитию методов нейронных сетей, и их активному применению при решении практических задач. Возникают вопросы: можно ли избежать необходимости генериро-

вать тестовых данных, которые получаются путем решения дифференциальных уравнений известными численными методами, например методом конечных разностей и методом конечных элементов. Так как эти данные являются не точными решениями, а только аппроксимацией, это вносит дополнительные ошибки уже на этапе подготовки данных, и затем добавляется ошибка аппроксимации нейронной сетью. Для простых геометрий расчетной области эти ошибки несущественны, но в более сложных многомерных постановках задач они требуют дополнительного изучения.

Также при обучении нейронной сети активно используются метод градиентного спуска и его модификации. Известны при этом сложность поиска глобального минимума минимизируемого функционала, а также зависимость от начальной инициализации параметров нейронной сети. При этом при попадании метода градиентного спуска в локальный минимум процесс обучения сети может остановиться и не достичь необходимого критерия сходимости. Соответственно, процесс надо начинать сначала.

Также не до конца изучен вопрос возможности обобщения решений дифференциальных уравнений с помощью нейронных сетей для различных начальных и граничных условий, которые не использовались в процессе их обучения. Тогда возникает необходимость переобучения нейронных сетей при изменении граничных и/или начальных условий исходной задачи. Этот процесс может быть очень ресурсоемким как с точки зрения вычислительных ресурсов, так и с точки зрения времени. Но тогда в чем же преимущество перед классическими численными методами?

Несомненно, что эти вопросы и описанные проблемы требуют дальнейшего изучения для достижения возможности использования методов глубоких нейронных сетей при решении практических задач моделирования сложных физических процессов и явлений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бетелин В. Б., Галкин В. А. Универсальные вычислительные алгоритмы и их обоснование для приближенного решения дифференциальных уравнений. *Доклады Академии наук.* 2019;488(4):351–357. DOI: https://doi.org/10.31857/S0869-56524884351-357.
2. Колмогоров А. Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения. *Доклады Академии наук СССР*. 1957;114(5):953–956.
3. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem. *Proceedings of the International Conference on Neural Networks*. NewYork: IEEE Press. 1987. III:11–14.
4. Funahashi K. On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks. *Neural Networks*. 1989;2(3):183–192.
5. Cybenko G. Approximation by Superposition of a Sigmoidal Function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*. 1989;2:303–314.
6. Sirignano J., Spiliopoulos K. DGM: A Deep Learning Algorithm for Solving Partial Differential Equations. Available at: arXiv:1708.07469.
7. Weinan E, Bing Yu. The Deep Ritz Method: A Deep Learning-Based Numerical Algorithm for Solving Variational Problems. Available at: https://arxiv.org/pdf/1710.00211.pdf.
8. Wang Z., Zhang Z. A Mesh-Free Method for Interface Problems Using the Deep Learning Approach. Available at: https://arxiv.org/pdf/1901.00618.pdf.
9. Chen J., Viquerat J., Hachem E. U-net Architectures for Fast Prediction of Incompressible Laminar Flows. Available at: https://arxiv.org/pdf/1910.13532.pdf.
10. Liu Y., Dinh N. Sato Y., Niceno B. Data-Driven Modeling for Boiling Heat Transfer: Using Deep Neural Networks and High-Fidelity Simulation Results. Available at: https://arxiv.org/pdf/1808.01859.pdf.
11. Tompson J., Schlachter K., Sprechmann P., Perlin K. Accelerating Eulerian Fluid Simulation With Convolutional Networks. Available at: https://arxiv.org/pdf/1607.03597.pdf.
12. Miyanawala T. P., Jaiman R. K. An Efficient Deep Learning Technique for the Navier-Stokes Equations: Application to Unsteady Wake Flow Dynamics. Available at: https://arxiv.org/pdf/1710.09099.pdf.

DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-4

ТЕСТИРОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ МАГНИТНОЙ ГИДРОДИНАМИКИ НА ЗАДАЧЕ С ТОЧНЫМ РЕШЕНИЕМ

В. А. Галкин [1,2], **А. В. Гореликов** [1,2], **И. В. Бычин** [1,2], **А. О. Дубовик** [1,2], **А. В. Ряховский** [1,2]
[1] *Сургутский филиал ФГУ ФНЦ НИИСИ РАН, г. Сургут, Российская Федерация*
[2] *Сургутский государственный университет, г. Сургут, Российская Федерация*
val-gal@yandex.ru

Аннотация: представлены результаты тестирования разработанного пакета программ для численного моделирования задач магнитной гидродинамики. Программный комплекс создан с использованием технологии CUDA Fortran и ориентирован на вычислительные системы с графическими процессорами. Получено точное трехмерное решение системы уравнений магнитной гидродинамики, которое использовалось для тестирования реализованных вычислительных алгоритмов. Результаты тестовых расчетов демонстрируют корректность получаемых численных решений.

Ключевые слова: вычислительная магнитная гидродинамика, точные решения.

Благодарности: работа выполнена при поддержке РФФИ, грант 20-04-60123.

Для цитирования: Галкин В. А., Гореликов А. В., Бычин И. В., Дубовик А. О., Ряховский А. В. Тестирование алгоритмов вычислительной магнитной гидродинамики на задаче с точным решением. *Успехи кибернетики*. 2020;1(4):29–37. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-4.

TESTING COMPUTATIONAL MAGNETOHYDRODYNAMICS ALGORITHMS WITH A PROBLEM HAVING AN EXACT SOLUTION

Valery A. Galkin [1,2], **Andrey V. Gorelikov** [1,2], **Igor V. Bychin** [1,2], **Alexei O. Dubovik** [1,2], **Alexei V. Ryakhovsky** [1,2]
[1] *Surgut branch of SRISA, Surgut, Russian Federation*
[2] *Surgut State University, Surgut, Russian Federation*
val-gal@yandex.ru

Abstract: the results of testing the magnetohydrodynamic simulation software package developed by the authors are presented. The software package was developed with CUDA Fortran and is intended for GPU computing systems. An exact 3D solution of the system of magnetohydrodynamic equations was obtained and applied to testing the computational algorithms. The test results demonstrate that the numerical solutions are valid.

Keywords: computational magnetohydrodynamics, exact solutions.

Acknowledgements: this study is supported by RFBR grant 20-04-60123.

Cite this article: Galkin V. A., Gorelikov A. V., Bychin I. V., Dubovik A. O., Ryakhovsky A. V. Testing Computational Magnetohydrodynamics Algorithms with a Problem Having an Exact Solution. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(4):29–37. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-4.

Постановка задачи и математическая модель

Система уравнений МГД вязкой несжимаемой жидкости в изотермическом случае в прямоугольных координатах $\{x_1,x_2,x_3\} \in U$ имеет вид [1, 2]:

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + (\mathbf{u}\nabla)\mathbf{u} = -\frac{1}{\rho}\nabla p + \nu\Delta\mathbf{u} + \frac{1}{4\pi\rho}(\mathrm{rot}\,\mathbf{B}\times\mathbf{B}), \tag{1}$$

$$\mathrm{div}\,\mathbf{u} = 0, \tag{2}$$

$$\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} = \mathrm{rot}\,(\mathbf{u}\times\mathbf{B}) + \nu_m\Delta\mathbf{B}, \tag{3}$$

$$\mathrm{div}\,\mathbf{B} = 0, \tag{4}$$

где t — время; $\mathbf{u}$ — скорость жидкости; p — давление; $\mathbf{B}$ — индукция магнитного поля; ρ — плотность; ν — кинематическая вязкость; ν_m — магнитная вязкость.

Пусть область U — это шар радиуса R. На границе области течения ∂U выполняется условие непротекания:

$$(\mathbf{u},\mathbf{n})| = 0, \tag{5}$$

где $\mathbf{n}$ — вектор внешней нормали к поверхности ∂U. Аналогичное условие выполняется для вектора напряженности магнитного поля:

$$(\mathbf{B},\mathbf{n})| = 0. \tag{6}$$

Граничные условия в касательных направлениях к поверхности сферы получаются сужением ниже представленых точных решений на границу области U. Начальные условия имеют вид:

$$\mathbf{u}|_{t=0} = \begin{pmatrix} x_2 - 3x_2x_3 - x_3 + x_2\sin x_3 - 2x_3\cos x_2 + 4x_2\sin\sqrt{2}x_3 - x_3\sin\sqrt{2}x_2 \\ -x_1 + 3x_1x_3 + x_3 - x_1\sin x_3 + 3x_3\sin x_1 + x_3\cos\sqrt{2}x_1 - 4x_1\sin\sqrt{2}x_3 \\ x_1 - x_2 + 2x_1\cos x_2 - 3x_2\sin x_1 + x_1\sin\sqrt{2}x_2 - x_2\cos\sqrt{2}x_1 \end{pmatrix} \tag{7}$$

$$\mathbf{B}|_{t=0} = 2\sqrt{\pi}\,\mathbf{U}|_{t=0}\,. \tag{8}$$

Точное решение задачи (1)–(4), удовлетворяющее заданным начальным условиям и условиям (5), (6), при $\nu = \nu_m = 1$ и $\rho = 1$ имеет вид:

$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} x_2 - 3x_2x_3 - x_3 \\ -x_1 + 3x_1x_3 + x_3 \\ x_1 - x_2 \end{pmatrix} + e^{-\nu t}\begin{pmatrix} x_2\sin x_3 - 2x_3\cos x_2 \\ -x_1\sin x_3 + 3x_3\sin x_1 \\ 2x_1\cos x_2 - 3x_2\sin x_1 \end{pmatrix} + e^{-2\nu t}\begin{pmatrix} 4x_2\sin\sqrt{2}x_3 - x_3\sin\sqrt{2}x_2 \\ x_3\cos\sqrt{2}x_1 - 4x_1\sin\sqrt{2}x_3 \\ x_1\sin\sqrt{2}x_2 - x_2\cos\sqrt{2}x_1 \end{pmatrix}, \qquad p = -\frac{\mathbf{u}^2}{2}, \tag{9}$$

$$\mathbf{B} = 2\sqrt{\pi}\mathbf{u}. \tag{10}$$

Отметим, что для данного точного решения условия (5), (6) выполняются на сфере произвольного радиуса. Таким образом, течение жидкости в шаре стратифицируется на слои — сферы фиксированного радиуса.

Численное решение

Дискретные аналоги уравнений (1–4) получены методом контрольного объема [3–5] с использованием неявной схемы и схемы со степенным законом для аппроксимации конвективных и диффузионных потоков на гранях контрольных объемов. При получении дискретных аналогов уравнения Навье–Стокса и уравнения индукции использовались разнесенные расчетные сетки, т.е. компоненты скорости и индукции магнитного поля рассчитывались на гранях основных контрольных объемов. Если магнитное поле известно, то поля скорости и давления могут быть найдены по стандартным алгоритмам вычислительной гидродинамики (в данной работе используется алгоритм PISO (Pressure-Implicit with Splitting of Operators) [6, 7]). Далее рассматривается метод нахождения индукции магнитного поля при заданном поле скорости. Используя известное соотношение векторного анализа $\mathrm{rot}\,(\mathbf{u}\times\mathbf{B}) = \mathbf{u}\,\mathrm{div}\,\mathbf{B} + (\mathbf{B}\nabla)\mathbf{u} - (\mathbf{u}\nabla)\mathbf{B} - \mathbf{B}\,\mathrm{div}\,\mathbf{u}$ для преобразования правой части уравнения (3), уравнения для компонент индукции магнитного поля можно записать в виде:

$$\frac{\partial B_\alpha}{\partial t} + \mathrm{div}\,(\mathbf{u}\,B_\alpha - \nu_m\,\mathrm{grad}B_\alpha) = \mathrm{div}(\mathbf{B}\,u_\alpha), \qquad \alpha = 1,2,3. \tag{11}$$

При построении дискретного аналога уравнение (11) интегрируется по контрольному объему D с центром в точке P и по времени с использованием полностью неявной схемы. Граница контрольного объема ∂D^+ ориентирована по внешней нормали $\mathbf{n}$ и состоит из шести гладких поверхностей

S_b ($b = 1, \ldots, 6$), ортогональных координатным осям. Индексы n и $n+1$ обозначают сеточные значения функций в последовательные моменты времени t_n и t_{n+1}, ($\Delta t = t_{n+1} - t_n$) — шаг по времени. Дискретный аналог уравнения индукции (11) записывается в виде:

$$\frac{1}{\Delta t}\left(B_\alpha^{n+1} - B_\alpha^n\right) = H(B_\alpha^{n+1}) + Q_\alpha, \qquad \alpha = 1,2,3, \tag{12}$$

где: $H(B_\alpha^{n+1}) = \frac{1}{\Delta V}\sum\limits_{b=1}^{6} a_b(B_\alpha^{n+1}(P_b) - B_\alpha^{n+1}(P))$ – конечно-разностный оператор, аппроксимирующий конвективные и диффузионные потоки на гранях контрольного объема, P_b – соседние с P точки; коэффициенты a_b рассчитываются по схеме со степенным законом [3] ($b = 1, ..., 6$); Q_α – линеаризованные источниковые члены; ΔV – объем D.

Дискретный аналог уравнения неразрывности получается путем интегрирования (4) по контрольному объему D: $\int\limits_D \operatorname{div}\mathbf{B}\, dV = \int\limits_{\partial D} \mathbf{B}\cdot\mathbf{n}\, dS \approx \sum\limits_{b=1}^{6} B_b^{n+1}\Delta S_b = \Delta_\alpha B_\alpha^{n+1}$, где $B_b = \mathbf{B}\cdot\mathbf{n}|_{S_b}$,

$$\Delta_\alpha B_\alpha^{n+1} = 0, \tag{13}$$

где Δ_α — разностный аналог частной производной $\partial/\partial x_\alpha$.

Для обеспечения соленоидальности магнитного поля используется метод искусственного скалярного потенциала [8, 9]. На первом шаге алгоритма (предиктор) находится первое приближение магнитного поля $\mathbf{B}^*$ из уравнения (12):

$$\frac{1}{\Delta t}\left(B_\alpha^* - B_\alpha^n\right) = H(B_\alpha^*) + Q_\alpha, \qquad \alpha = 1,2,3. \tag{14}$$

На втором шаге производится корректировка поля $\mathbf{B}^*$ так, чтобы новое поле $\mathbf{B}^{**}$ было соленоидальным:

$$\Delta_\alpha B_\alpha^{**} = 0. \tag{15}$$

Поле $\mathbf{B}^{**}$ ищется в виде $\mathbf{B}^{**} = \mathbf{B}^* + \delta\mathbf{B}$, причем поправочное поле $\delta\mathbf{B}$ полагается потенциальным: $\delta\mathbf{B} = -\operatorname{grad}\phi$. Уравнение на потенциал ϕ получается из условия соленоидальности $\mathbf{B}^{**}$:

$$\Delta_\alpha^2 \phi = \Delta_\alpha B_\alpha^*, \tag{16}$$

где Δ_α^2 – разностный аналог оператора Лапласа.

Предполагается, что на границе расчетной области G задана нормальная составляющая вектора магнитной индукции B_n, интегрально удовлетворяющая условию соленоидальности $\int\limits_{\partial G} B_n dS = 0$, и $B_n^{**}|_{\partial G} = B_n^*|_{\partial G} = B_n$, тогда:

$$\delta B_n|_{\partial G} = \frac{\partial\phi}{\partial n}|_{\partial G} = 0, \tag{17}$$

т.е. потенциал ϕ определяется как решение краевой задачи на уравнение Пуассона (16) с однородными граничными условиями второго рода (17). Шаги алгоритма повторяются до тех пор, пока не будет достигнута сходимость в уравнениях (6, 7) на данном временном слое. В частности, максимальное по модулю сеточное значение дивергенции $\mathbf{B}$ должно быть меньше некоторого наперед заданного ε, т.е.:

$$\max_{\forall P\in G}|\operatorname{div}\mathbf{B}(P)| < \varepsilon, \qquad \text{где } \operatorname{div}\mathbf{B}(P) \approx \frac{1}{V_D}\int\limits_{\partial D}\mathbf{B}\cdot\mathbf{n}\, dS \approx \frac{1}{V_D}\sum_{b=1}^{6} B_b\Delta S_b.$$

При достижении сходимости: $B_\alpha^{n+1} = B_\alpha^{**}$.

Результаты тестов

При разработке программного обеспечения для моделирования МГД-течений использована технология CUDA [10] с набором расширений к языку программирования Фортран (CUDA Fortran) [11], что позволяет использовать для расчетов вычислительные системы с графическими процессорами.

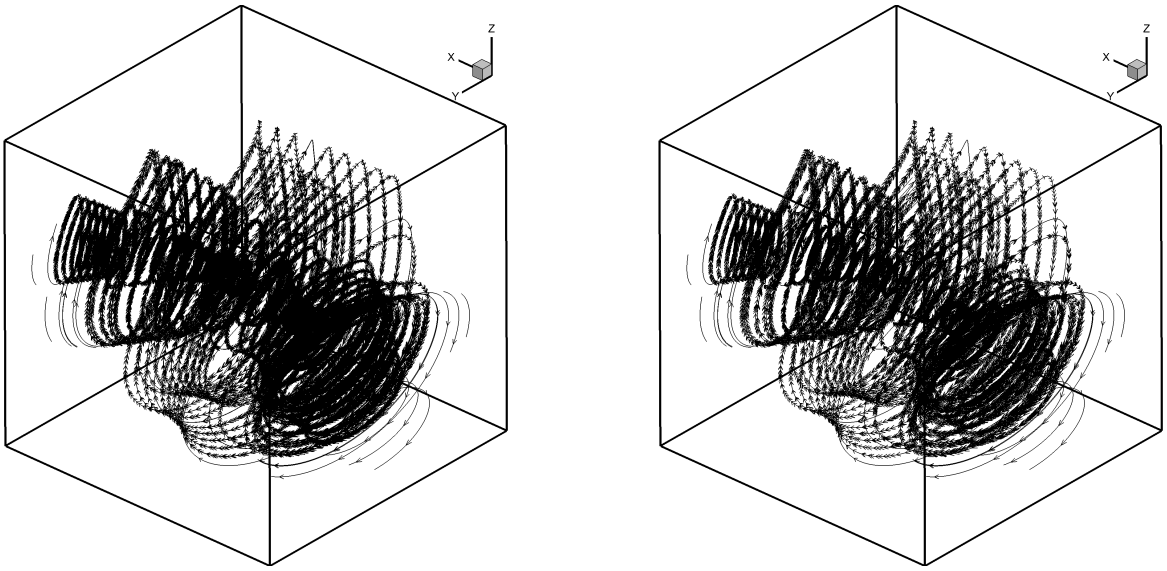
Тестовые расчеты проводились в кубе G со стороной, равной единице, до момента времени $T = 10$, на равномерных сетках $(n_1 \times n_2 \times n_3)$, где n_α – количество контрольных объемов вдоль соответствующей координатной линии. На каждом шаге по времени условие соленоидальности для **u** и **B** выполнялось с точностью $\varepsilon = 10^{-8}$. Шаг по времени выбирался так, чтобы погрешность аппроксимации по времени была существенно меньше погрешности аппроксимации по пространственным переменным (во всех представленных расчетах $\Delta t = 10^{-5}$). Точность численного решения оценивалась по максимальной абсолютной погрешности $\Delta F = \max\limits_{G \otimes (0,T]} |F - F_{an}|$.

На рис. 1–5 представлены некоторые результаты расчетов на сетке 40×40×40 в сравнении с аналитическим решением. Результаты тестов на численную сходимость на последовательности вложенных расчетных сеток, приведенные в таблице, демонстрируют промежуточный результат между первым и вторым порядком аппроксимации по пространственным переменным. Таким образом, в работе продемонстрирована корректность получаемых численных решений и возможность использования разработанного программного обеспечения для решения трехмерных задач магнитной гидродинамики вязкой несжимаемой жидкости.

Таблица

Максимальные абсолютные погрешности

$n_1 \times n_2 \times n_3$	Δu_x	Δu_y	Δu_z	ΔB_x	ΔB_y	ΔB_z
20×20×20	$3{,}99 \cdot 10^{-4}$	$4{,}12 \cdot 10^{-4}$	$3{,}08 \cdot 10^{-4}$	$2{,}83 \cdot 10^{-3}$	$4{,}16 \cdot 10^{-3}$	$2{,}76 \cdot 10^{-3}$
40×40×40	$1{,}56 \cdot 10^{-4}$	$1{,}58 \cdot 10^{-4}$	$7{,}41 \cdot 10^{-5}$	$8{,}61 \cdot 10^{-4}$	$1{,}46 \cdot 10^{-3}$	$8{,}84 \cdot 10^{-4}$
80×80×80	$5{,}49 \cdot 10^{-5}$	$5{,}81 \cdot 10^{-5}$	$1{,}92 \cdot 10^{-5}$	$3{,}41 \cdot 10^{-4}$	$4{,}96 \cdot 10^{-4}$	$2{,}35 \cdot 10^{-4}$



а) *б)*

Рис. 1. *Силовые линии индукции магнитного поля (а — численное решение, б — аналитическое решение)*

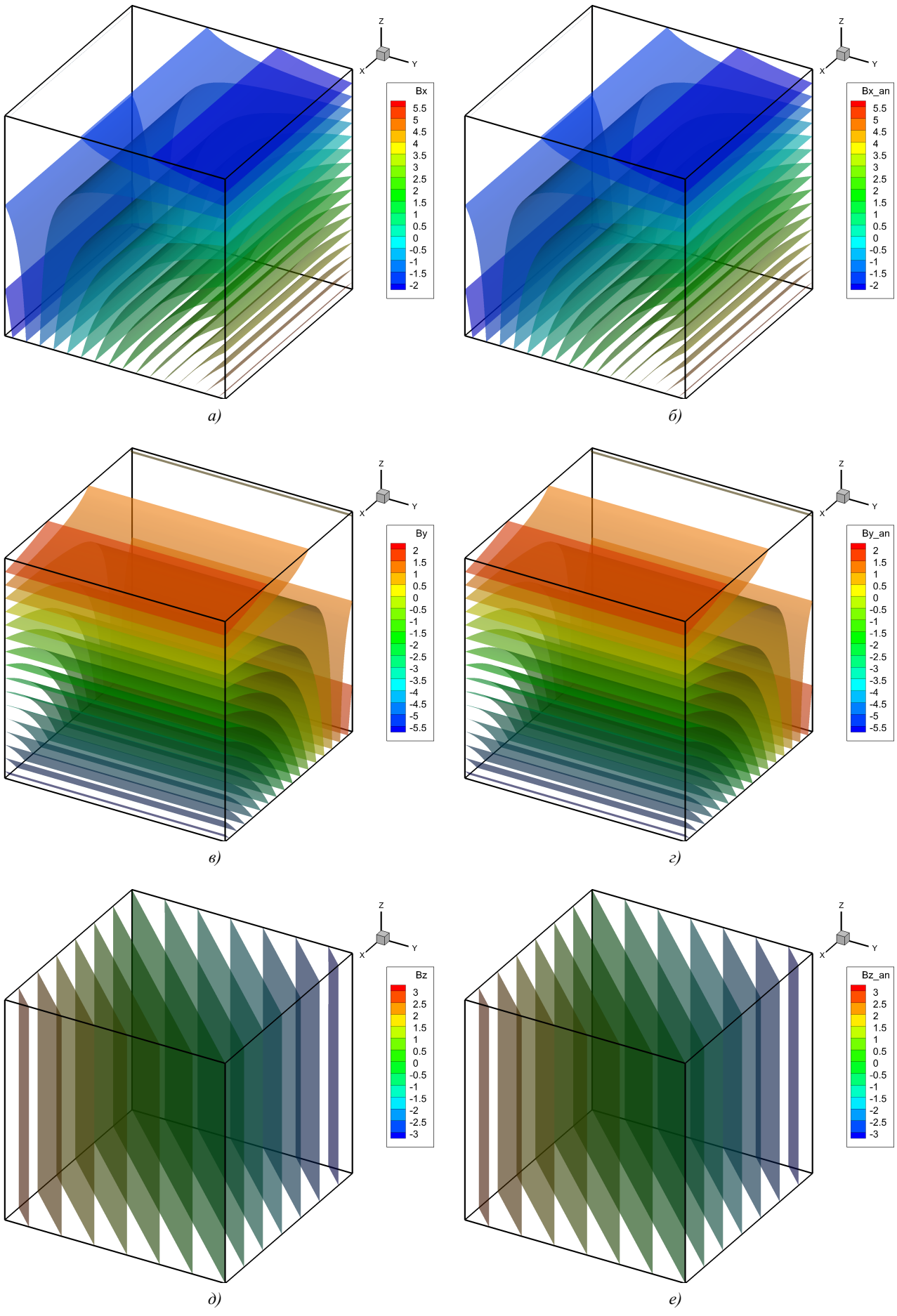


Рис. 2. *Изоповерхности компонент индукции магнитного поля (а, в, д — численное решение; б, г, е — аналитическое решение)*

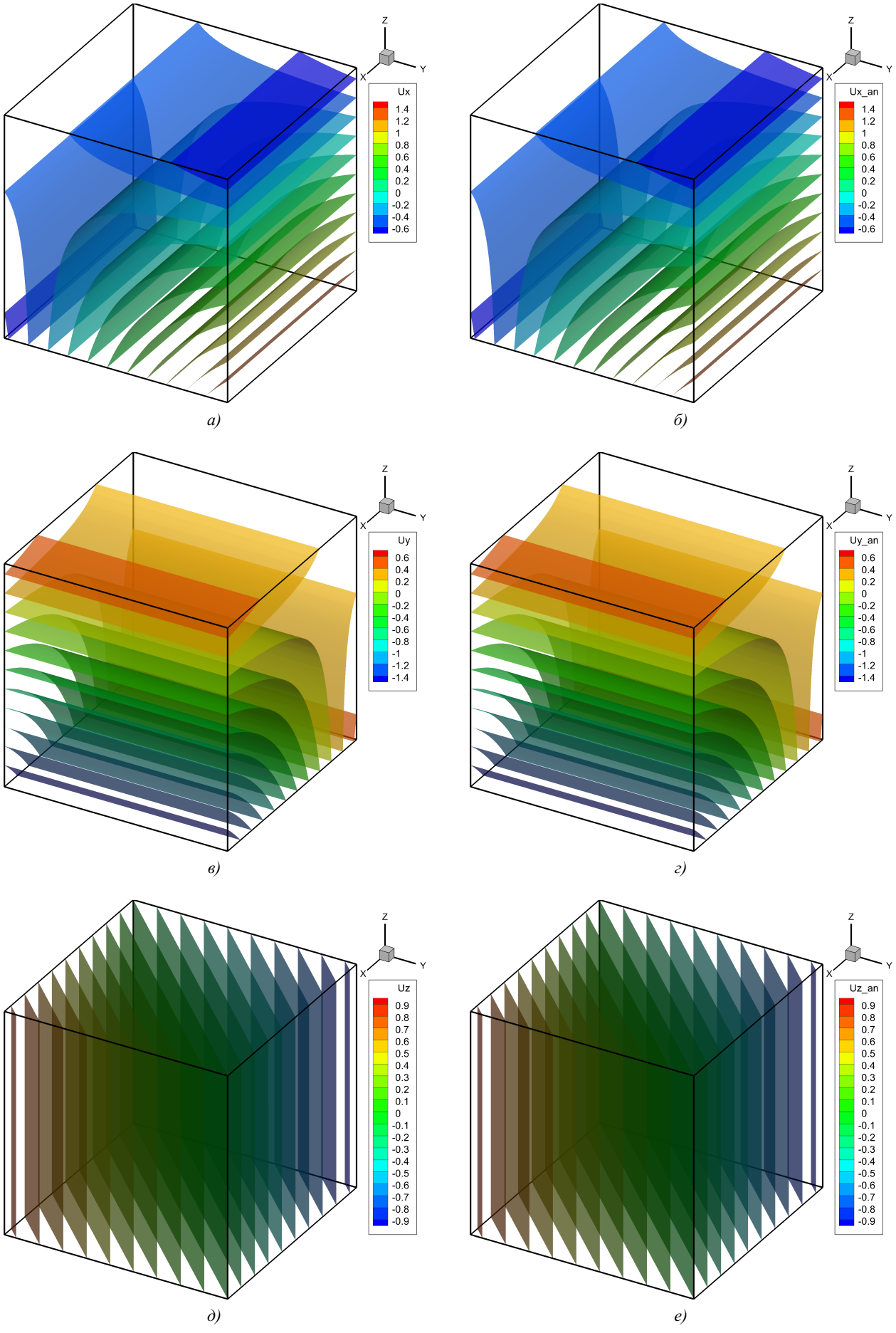


Рис. 3. *Изоповерхности компонент поля скоростей (а, в, д — численное решение; б, г, е — аналитическое решение)*

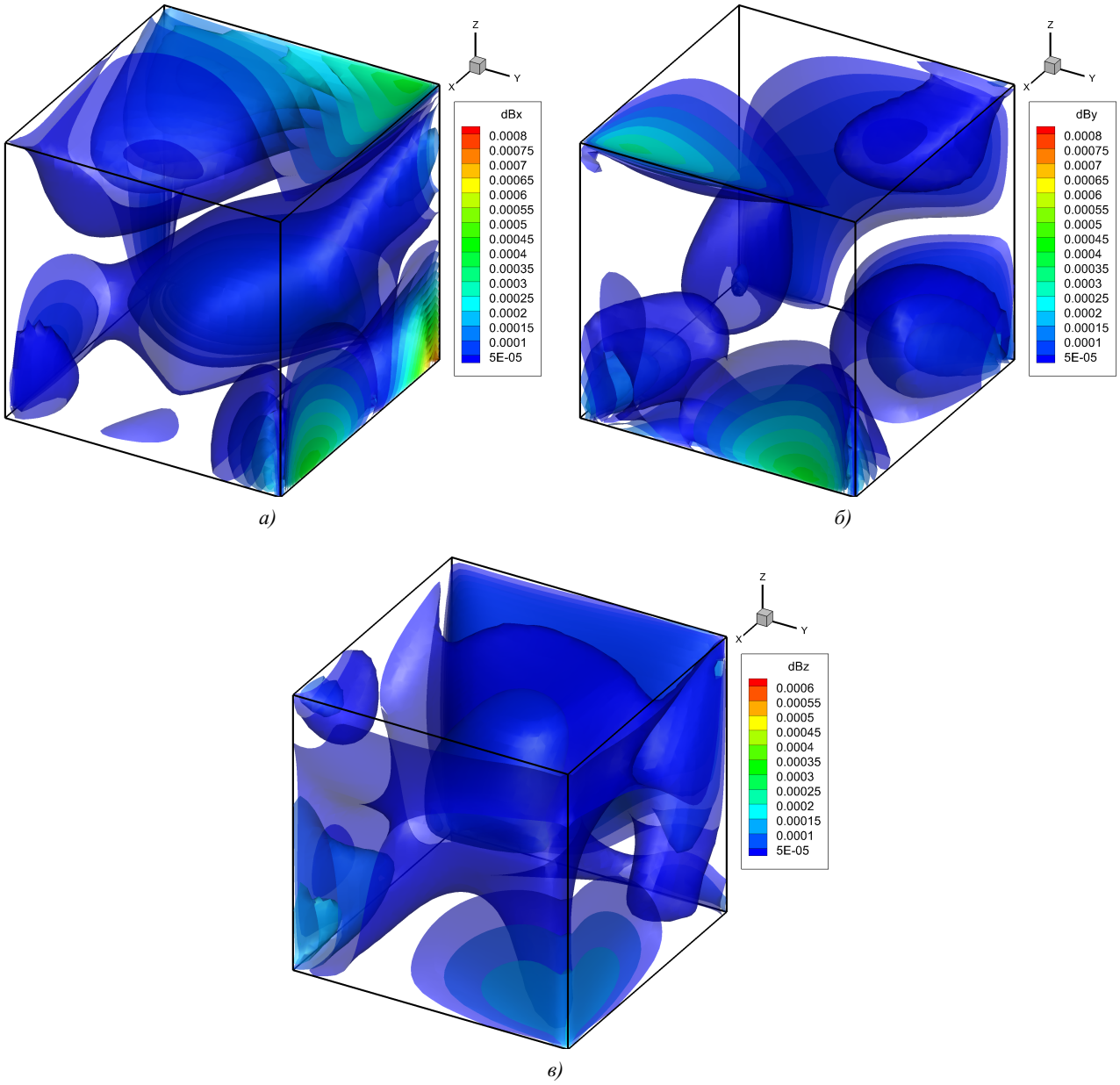


Рис. 4. *Распределение абсолютной ошибки для компонент индукции магнитного поля (а — ΔB_x, б — ΔB_y, в — ΔB_z)*

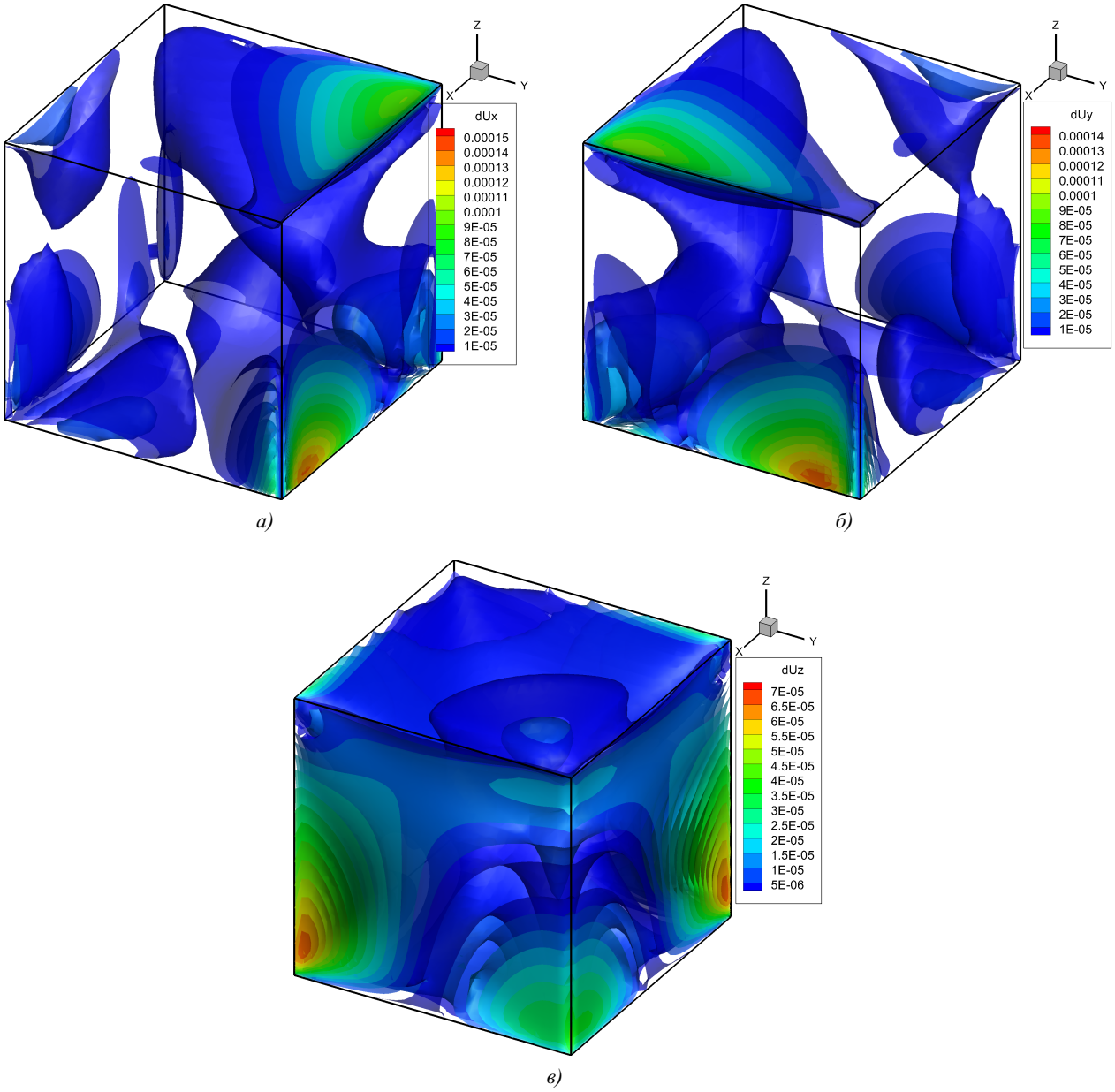


Рис. 5. *Распределение абсолютной ошибки для компонент поля скоростей (а — ΔU_x, б — ΔU_y, в — ΔU_z)*

ЛИТЕРАТУРА

1. Куликовский А. Г., Любимов Г. А. *Магнитная гидродинамика*. 3-е изд. М.: Логос; 2011. 324 с.
2. Ландау Л. Д., Лифшиц Е. М. *Теоретическая физика. Электродинамика сплошных сред*. М.: ФИЗМАТЛИТ; 2005. 656 с.
3. Patankar S. *Numerical Heat Transfer and Fluid Flow*. Washington DC: Hemisphere Publishing; 1980. 197 p.
4. Versteeg H. K., Malalasekera W. *An Introduction to Computational Fluid Dynamics*. Harlow: Pearson Education Limited; 2007. 503 p.
5. Ferziger J. H., Peric M. *Computational Methods for Fluid Dynamics*. Berlin: Springer; 2002. 423 p.
6. Issa R. I. Solution on the Implicitly Discretised Fluid Flow Equations by Operator-Splitting. *Journal of Computational Physics*. 1985;61:40–65.
7. Issa R. I., Gosman A. D., Watkins A. P. The Computation of Compressible and Incompressible Recirculating Flows by a Non-Iterative Implicit Scheme. *Journal of Computational Physics*. 1986;62: 66–82.
8. Куликовский А. Г., Погорелов Н. В., Семенов А. Ю. *Математические вопросы численного решения гиперболических систем уравнений*. М: ФИЗМАТЛИТ; 2001. 608 с.
9. Бетелин В. Б., Галкин В. А., Гореликов А. В. Алгоритм типа предиктор-корректор для численного решения уравнения индукции в задачах магнитной гидродинамики вязкой несжимаемой жидкости. *Доклады Академии наук*. 2015;464(5):525–528.
10. Sanders J., Kandrot E. *CUDA by Example: An Introduction to General-Purpose GPU Programming*. Boston: Addison-Wesley Professional; 2010. 312 p.
11. Ruetsch G., Fatica M. *CUDA Fortran for Scientists and Engineers*. Boston: Morgan Kaufmann; 2013. 339 p.

DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-5

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ОЧАГА ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ И ЕГО ПРИМЕНЕНИЕ

С. А. Зимина, М. И. Зимин
2554620 ONTARIO LTD., г. Торонто, Канада, zimin7@yandex.ru

Аннотация: рассматривается системный анализ состояния очага землетрясений и его применение. Оценивается влияние сейсмических событий на окружающую среду. Приводятся примеры расчёта.

Ключевые слова: системный анализ, очаг землетрясений, мониторинг, сейсмическое событие, риск.

Для цитирования: Зимина С. А., Зимин М. И. Системный анализ состояния очага землетрясений и его применение. *Успехи кибернетики*. 2020;1(4):38–48. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-5.

SYSTEMS ANALYSIS OF EARTHQUAKE SOURCE STATUS AND ITS APPLICATIONS

S. A. Zimina, Mikhail I. Zimin
2554620 ONTARIO LTD., Toronto, Canada, zimin7@yandex.ru

Abstract: The study proposes systems analysis of earthquake source status and its applications. The impact of seismic events on the environment is estimated. The analysis examples are included.

Keywords: systems analysis, earthquake source, monitoring, seismic event, risk.

Cite this article: Zimina S. A., Zimin M. I. Systems Analysis of Earthquake Source Status and Its Applications. *Russian Journal of Cybernetics*. 2020;1(4):38–48. DOI: 10.51790/2712-9942-2020-1-4-5.

Введение

При проектировании сооружений в сейсмоопасных районах основное внимание уделяется обеспечению их прочности и тому, как избежать воздействия цунами. Также необходимо учитывать весьма разнообразное воздействие землетрясений на окружающую среду.

Так, сейсмические события оказывают вредное воздействие на экологическую обстановку тех регионов, где они происходят, что выражается в нервном стрессе, характеризующемся паническими состояниями [1], и ухудшении протекания различных заболеваний [2]. Например, во время Ташкентского землетрясения причиной 55 % травм было неосознанное поведение самих пострадавших, обусловленное паническим состоянием и страхом [3]. Впоследствии количество смертельных случаев умножилось в результате сердечных приступов в период возникновения даже незначительных афтершоков [3]. Ташкентскими медиками отмечена прямая зависимость количества сосудистых заболеваний сердца и головного мозга от силы и частоты сейсмических колебаний, а также своеобразие клинического течения заболеваний и их исхода [3]. Отрицательные эмоции, обусловленные землетрясением и его афтершоками, оказывали сильное влияние на эндокринную систему, играющую основную роль в возникновении общего адаптационного синдрома, и приводили к глубоким перестройкам организма [3]. Наблюдалось функциональное поражение нервной и сердечно-сосудистой систем, называемый медиками «болезнью землетрясения»: во время или вскоре после подземного толчка возникали испуг, страх, появлялось учащенное сердцебиение, иногда сжимающая или колющая боль в области сердца, ощущались похолодание конечностей, дрожь во всем теле, слабость в ногах, наблюдались потеря ориентации и связности мышления, увеличение холестерина в сыворотке крови, значительный рост гипертонических кризов, инсультов, острой коронарной недостаточности и других сердечно-сосудистых осложнений [3]. Психический шок регистрировался в течение нескольких недель после основного толчка Спитакского землетрясения 1988 года [3].

Перед сейсмическим событием 6 мая 1976 года во Фриули (Италия) у многих людей отмечены недомогания, головные боли, легкая тошнота [4]. Эти же симптомы были зарегистрированы и после многих других землетрясений [4].

Следует отметить, что даже увеличение числа вызовов скорой помощи может быть предвестником сейсмического события [4]. То есть даже процессы, предшествующие землетрясениям, оказывают влияние на людей.

Неблагоприятное экологическое воздействие процессов в локальных разломах также отмечено в [5]. Весьма вероятно, что самым опасным из них является возникающий перед разрушением горных пород инфразвуковой подземный шум [6], наличие которого проще всего объясняет возникновение на больших расстояниях от эпицентра биологических предвестников землетрясений, описанных в многочисленных работах, например, в [4].

Использование результатов мониторинга очага землетрясений при оценке влияния сейсмических процессов на состояние здоровья людей может быть важно не только для профилактики различных заболеваний, но для планирования работы на объектах повышенной опасности, таких как, к примеру, атомные электростанции.

Действительно, потеря ориентации и связности мышления, недомогания, головные боли, обусловленные процессами в очагах землетрясений, могут привести к неадекватным действиям персонала и к аварийным ситуациям. Например, не исключено, что ошибки персонала Чернобыльской АЭС, которые имели место перед аварией 1986 года [7], связаны с землетрясением, произошедшим примерно в то же время рядом с этим объектом [8], причем ухудшение состояния людей, действительно, было отмечено [8].

Таким образом, учет влияния подземных толчков на человека весьма важен, так как это вполне может предотвратить болезнь землетрясений или, по крайней мере, облегчить ее течение. Однако для этого необходимо проводить мониторинг очага землетрясений и оценивать возможность возникновения подземных толчков различной интенсивности.

Подобный мониторинг важен и для сельского хозяйства. Так, клеточные батареи широко применяются в современном промышленном птицеводстве [9] и звероводстве [10]. Их внезапные и интенсивные колебания, вполне возможно, неопасные для самой конструкции, могут вызвать сильный стресс у сельскохозяйственных животных и птиц. Их паническое состояние, нередко возникающее во время землетрясений [1], при клеточном содержании весьма опасно, и нельзя исключить даже летальный исход.

Таким образом, землетрясение, не вызвав повреждений конструкций, может привести к серьезным экономическим потерям в промышленном птицеводстве и звероводстве.

Серьезную опасность представляют также сейсмогенные склоновые процессы. Например, согласно [11] в Перу в 1970 году из-за грандиозного снежного обвала, вызванного землетрясением, погибло 19 000 человек.

В связи с этим мониторинг очага землетрясений может быть использован и при оценке лавинной опасности с учетом сейсмической нагрузки по методике, описанной в [12], после чего возможно принятие обоснованного решения о закрытии каких-либо районов, о проведении предупредительного спуска лавин или о других организационных мероприятиях.

Даже вполне успешный краткосрочный прогноз землетрясений не упрощает задачу сейсмостойкого строительства. Опыт сейсмических событий указывает на несоразмерно бóльшие, чем затраты на антисейсмические усиления, материальные потери в связи с массовым разрушением сооружений, инженерных сетей, возникновением больших пожаров в тех случаях, когда землетрясение происходило в населенных пунктах, сооружения которых не имели сейсмозащиты [11]. Тем не менее, если сейсмостойкость сооружений явно не соответствует интенсивности возможного землетрясения, не исключено принятие решения об эвакуации. Так, в соответствии с указанием местных властей незадолго до землетрясения в городе Хайчен (Китай) 04.02.1975 жители покинули дома и были приняты меры безопасности [13]. В 19:36 мощный толчок вызвал обширные разрушения, но жертв оказалось немного [13].

Таким образом, мониторинг состояния очага землетрясений представляет значительный научно-практический интерес. Так как предвестники подземных толчков весьма разнообразны [14], то системный анализ совокупности данных о них выглядит перспективным направлением исследований. Кроме того, важно также использование его результатов при прогнозировании связанных с ним опасных явлений, таких как ухудшение состояния людей и животных, склоновые процессы и так далее.

Системный анализ данных об очаге землетрясений

Принципиальная возможность прогноза подземных толчков определяется теми процессами постепенного накопления деформаций горных пород, которые предшествуют их внезапному разрушению

в очаге и вследствие этого — сейсмическому событию [11]. Однако, поскольку полезный сигнал в данном случае может быть меньше помехи, была разработана новая методика системного анализа для его выявления.

В [15] описана методика краткосрочного прогнозирования землетрясений, теоретически пригодная для использования в системах оценки возможности стресса сельскохозяйственных животных и птиц, вызываемых подземными толчками и процессами их подготовки. Однако в ней используются данные о предвестниках, сбор информации о которых достаточно трудоемок. Например, получение сведений о деформационных и гидродинамических явлениях может быть весьма сложным и затратным. Не всегда доступны и сведения об изменении геофизических полей.

В связи с этим используются 4 группы предвестников, которые, с одной стороны, достаточно доступны, а с другой — позволяют выполнять удовлетворительный прогноз: биологические, метеорологические, световые и сейсмические.

Вычисления в условиях ограниченности и неточности данных содержат значительную ошибку. Тем не менее они все-таки позволяют получить некоторую полезную информацию и выделить совместное появление различных достаточно легко наблюдаемых предвестников сейсмических событий.

Параметры прогностических зависимостей подбирались так, чтобы сумма ложных тревог и пропущенных землетрясений была минимальной.

Из сейсмических предвестников используются форшоки и индуцированные форшоки. По ним лучше всего определяются координаты эпицентра и глубина очага. Следует отметить, что в отличие от многих других прогностических эффектов реальность форшоков не вызывает ни малейшего сомнения [14]. Они наблюдались перед большим количеством землетрясений в различных сейсмоактивных регионах мира [14]. Однако физически обоснованного определения форшока не существует [14].

По данным математического моделирования, расстояние от места форшока до эпицентра не превышает 11 км [15], временной интервал между ним и основным землетрясением составляет до 52 часов [15]. Таким образом, форшоки очень важны для предсказания времени и места сейсмических событий.

Индуцированные форшоки также показывают координаты эпицентров будущих землетрясений и служат подтверждением близкого к критическому состояния горной породы [16], однако математическое моделирование показало, что между ними и основным толчком могут пройти даже десятилетия [15].

К световым предвестникам относятся необычные свечения в атмосфере, не являющиеся шаровыми молниями, самопроизвольное свечение выключенных люминесцентных ламп и шаровые молнии. В соответствии с математическим моделированием [15] эти предвестники могут возникать на расстоянии до 38 км от эпицентра, временной интервал между их появлением и основным толчком составляет до 20 часов.

В качестве метеорологических предвестников рассматриваются [15]:

а) нарушения уравнения Менделеева–Клайперона для атмосферного воздуха.

Этот предвестник возникает на расстоянии до 360 км от эпицентра [15]. Временной интервал между ним и основным толчком составляет до 11 суток [15].

Данные о температуре воздуха и атмосферном давлении можно получать с метеоплощадок. Предвестник имеет место только в том случае, когда как минимум в шести случаях из восьми тенденции между сроками измерения средней температуры воздуха и атмосферного давления не совпадают. То есть температура не изменяется, а давление изменяется; или температура изменяется, а давление не изменяется; или давление возросло, а температура упала; или температура выросла, а давление упало.

б) увеличение за месяц числа дней с нарушением уравнения Менделеева–Клайперона.

Данный предвестник проявляется на расстоянии до 360 км [15]. Временной интервал между ним и основным толчком составляет до 32 суток [15].

в) многолетний максимум температуры почвы.

Это явление может наблюдаться на расстоянии до 180 км от эпицентра [15]. Временной интервал между ним и основным толчком составляет до 11 месяцев [15].

Необычные действия или состояния биологических объектов рассматриваются как биологические предвестники землетрясений. При этом их возможное наличие изучается только в том случае, если отсутствуют заболевания, имеющие аналогичные симптомы.

В соответствии с результатами математического моделирования [15] биологические предвестники проявляются на расстоянии до 320 км от эпицентра. Временной интервал между ними и основным толчком может достигать 33 дней [15].

В [17] описана методика оптимизации структуры прогностических систем искусственного интеллекта, предназначенных для предсказания опасных или нежелательных явлений в условиях неопределенности и взаимовлияния исходных данных. Применительно к краткосрочной оценке сейсмической опасности оптимизированная структура этой системы показана на рисунке.

Рис. *Оптимизированная структура системы искусственного интеллекта для краткосрочного прогноза землетрясений*

В качестве первого специалиста выступает сейсмолог, в качестве второго — метеоролог, в качестве третьего — эксперт в области световых предвестников сейсмических событий.

Предполагается, что в группе, занимающейся биологическими предвестниками землетрясений, каждый специалист имеет дело с каким-то одним биологическим видом.

Степень выраженности биологических предвестников (a_B) землетрясений рассчитывается следующим образом: 1 — аномальное поведение отдельных особей (не более 5 каждого вида или любое число одного или двух видов), 2 — аномальное поведение 3 или 4 видов животных, причем аномальным должно быть поведение не менее чем 6 особей каждого вида, 3 — аномальное поведение более чем 4 видов животных, причем отклонения от нормы должны быть более чем у 5 особей каждого вида. Если отмечается аномальное состояние людей, то степень выраженности биопредвестников увеличивается на 1, даже если она равна 3. Это связано с тем, что аномальное состояние наблюдается у людей гораздо реже, чем у животных, что следует, например, из описания биопредвестников в [4], и, если оно возникло, есть основания для увеличения соответствующей степени выраженности.

Числа особей при расчете степени выраженности биологических предвестников землетрясений получены следующим образом. Согласно [18] зависимость среднего риска от степени полинома (при использовании в качестве базисных функций полиномов Чебышева) и объема выборки имеет вид:

$$J(k) = \frac{I_M}{1 - \sqrt{\frac{(k+1)\left[\ln\left(\frac{l}{k+1}\right)+1\right] - \ln\eta}{l}}}, \tag{1}$$

где $1 - \eta$ — вероятность, с которой справедлива оценка (1), $J(k)$ — средний риск, $I_э$ — эмпирический риск, k — степень аппроксимирующего полинома, ℓ — объем выборки.

Для $1 - \eta = 0{,}95$ (почти значимая величина доверительной вероятности согласно [19]) минимальное значение даже для $k = 0$ составляет 6, так как начиная с этой величины знаменатель

выражения (1) становится положительным. То есть в этом случае нельзя восстановить какую-либо зависимость и можно говорить только об отдельных особях. Поэтому если аномальное поведение имело место не более чем у 5 особей отдельного вида, то это рассматривается как аномальное поведение отдельных особей.

Числа видов при расчете степени выраженности биологических предвестников землетрясений выбраны на основе расчета знаменателя (1) при выборе $1 - \eta = 0{,}51$, то есть на основе баланса вероятностей [20]. Если $\ell = 1$ или 2, то объема выборки не хватает даже для восстановления зависимости при $k = 0$, так как знаменатель (1) в этом случае отрицательный. Таким образом, в этой ситуации можно говорить только об отдельных проявлениях аномального поведения видов животных. Если $\ell = 3$ или 4, то можно восстановить зависимость при $k = 0$ и можно считать, что уже группа видов оказалась подверженной процессам подготовки сейсмического события. Если $\ell > 4$, то можно восстановить зависимость при $k = 1$ и есть основания рассматривать биопредвестники как достаточно распространенные.

Аномальное состояние других биологических объектов при вычислении степени выраженности биологических предвестников учитывается аналогично.

Если аномальное поведение или состояние биологических объектов отсутствует, то степень выраженности биопредвестников равна нулю.

Степень выраженности сейсмических предвестников (a_s) равна 0, если форшоки или индуцированные форшоки отсутствуют. Если форшоки или индуцированные форшоки имели место, то она равна 1. Также $a_s = 1$ при наличии и форшоков, и индуцированных форшоков. Чтобы подземные толчки рассматривались как возможные форшоки или индуцированные форшоки, их интенсивность на поверхности Земли должна составлять не менее 3 баллов по шкале MSK – 81.

Степень принадлежности явлений к предвестникам землетрясений рассчитывается в 2 этапа. На первом шаге нечеткие множества биологических, сейсмических, метеорологических и световых событий состоят из одного элемента:

$$\frac{\mu_B^{(1)}}{B}\ \frac{\mu_S^{(1)}}{S}\ \frac{\mu_W^{(1)}}{W}\ \frac{\mu_L^{(1)}}{L}, \tag{2}$$

где $\mu_B^{(1)}$ — степень принадлежности аномального состояния биологических объектов к предвестнику землетрясения на первом шаге, B — совокупность аномальных состояний биологических объектов, которые могут быть использованы в качестве предвестников землетрясения; $\mu_W^{(1)}$ — степень принадлежности метеорологического явления к предвестнику землетрясения на первом шаге, W — метеорологическое явление, представляющее собой один или более метеорологических эффектов, описанных выше, которые могут быть использованы в качестве предвестников землетрясения; $\mu_L^{(1)}$ — степень принадлежности светового явления к предвестнику землетрясения на первом шаге, L — световое явление, представляющее собой один или более световых эффектов, описанных выше, которые могут рассматриваться в качестве предвестников землетрясения; $\mu_S^{(1)}$ — степень принадлежности сейсмического явления к предвестнику землетрясения на первом шаге, S — сейсмическое явление, представляющее собой один или более сейсмических эффектов, описанных выше, которые могут рассматриваться в качестве предвестников землетрясения.

Если $a_S > 0$, то на данном шаге $\mu_S^{(1)}$ получает значение 0,25. В противном случае $\mu_S^{(1)} = 0{,}05$.

Если имеет место хотя бы один метеорологических феномен, который может быть предвестником сейсмического события, то на этом шаге $\mu_W^{(1)}$ получает значение 0,25. В противном случае $\mu_W^{(1)} = 0{,}05$.

Если имеет место хотя бы один световой эффект, который может считаться предвестником землетрясения, то на данном шаге $\mu_L^{(1)}$ получает значение 0,25. В противном случае $\mu_L^{(1)} = 0{,}05$.

Если $a_B > 0$, то на данном шаге $\mu_B^{(1)}$ получает значение 0,25. В противном случае $\mu_B^{(1)} = 0{,}05$.

На втором шаге нечеткие множества биологических, сейсмических, метеорологических и световых событий также состоят из одного элемента:

$$\frac{\mu_B^{(2)}}{B}\ \frac{\mu_S^{(2)}}{S}\ \frac{\mu_W^{(2)}}{W}\ \frac{\mu_L^{(2)}}{L}, \tag{3}$$

где $\mu_B^{(2)}$ — степень принадлежности аномального состояния биологических объектов к предвестнику землетрясения на втором шаге; $\mu_W^{(2)}$ — степень принадлежности метеорологического явления к предвестнику землетрясения на втором шаге; $\mu_L^{(2)}$ — степень принадлежности светового явления к предвестнику землетрясения на втором шаге; $\mu_S^{(2)}$ — степень принадлежности сейсмического явления к предвестнику землетрясения на втором шаге.

$\mu_B^{(2)}, \mu_S^{(2)}, \mu_L^{(2)}, \mu_W^{(2)}$ вычисляются по формулам

$$\mu_B^{(2)} = \begin{cases} 0{,}5 \text{ если } \mu_B^{(1)} = 0{,}25 \text{ и } (\mu_S^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_L^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_W^{(1)} = 0{,}25) \\ 0{,}05, \text{ если } \mu_B^{(1)} = 0{,}05 \text{ или } (\mu_S^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_L^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_W^{(1)} = 0{,}05), \end{cases} \tag{4}$$

$$\mu_S^{(2)} = \begin{cases} 0{,}5 \text{ если } \mu_S^{(1)} = 0{,}25 \text{ и } (\mu_B^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_L^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_W^{(1)} = 0{,}25) \\ 0{,}05, \text{ если } \mu_S^{(1)} = 0{,}05 \text{ или } (\mu_B^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_L^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_W^{(1)} = 0{,}05), \end{cases} \tag{5}$$

$$\mu_L^{(2)} = \begin{cases} 0{,}5 \text{ если } \mu_L^{(1)} = 0{,}25 \text{ и } (\mu_S^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_B^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_W^{(1)} = 0{,}25) \\ 0{,}05, \text{ если } \mu_L^{(1)} = 0{,}05 \text{ или } (\mu_S^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_B^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_W^{(1)} = 0{,}05), \end{cases} \tag{6}$$

$$\mu_W^{(2)} = \begin{cases} 0{,}5 \text{ если } \mu_W^{(1)} = 0{,}25 \text{ и } (\mu_S^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_B^{(1)} = 0{,}25 \text{ или } \mu_L^{(1)} = 0{,}25) \\ 0{,}05, \text{ если } \mu_W^{(1)} = 0{,}05 \text{ или } (\mu_S^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_B^{(1)} = 0{,}05 \text{ и } \mu_L^{(1)} = 0{,}05). \end{cases} \tag{7}$$

Если три и более элемента множества $\{\mu_{\text{В}}^{(2)}\mu_S^{(2)}\mu_W^{(2)}\mu_L^{(2)}\}$ равны 0,5, или $\text{a}_{\text{В}} \geq 3$ и хотя бы 1 элемент множества $\{\mu_S^{(2)}\mu_W^{(2)}\mu_L^{(2)}\}$ равен 0,5, или $\text{a}_{\text{В}} \geq 2$ и $\mu_S^{(2)} = 0{,}5$, то угроза землетрясения в течение последующих 30 суток считается реальной. В противном случае предполагается, что она нереальна.

Если угроза землетрясения реальна, то далее оценивается его интенсивность на земной поверхности по шкале MSK — 81 (она равна и интенсивности по шкале MSK — 64). Для этого сначала вычисляются степени выраженности метеорологических и световых предвестников:

$$a_W = \begin{cases} 0, \text{ если } \mu_W^{(2)} < 0{,}5 \\ 1, \text{ если } \mu_W^{(2)} = 0{,}5 \text{ и } \{a_B > 0 \text{ или } [\mu_S^{(2)} \text{ или } \mu_L^{(2)}] = 0{,}5\}, \end{cases} \tag{8}$$

где a_W — степень выраженности метеорологических предвестников землетрясения,

$$a_L = \begin{cases} 0, \text{ если } \mu_L^{(2)} < 0{,}5 \\ 1, \text{ если } \mu_L^{(2)} = 0{,}5 \text{ и } \{a_B > 0 \text{ или } [\mu_S^{(2)} \text{ или } \mu_W^{(2)}] = 0{,}5\} \\ \text{и присутствует только 1 световой предвестник} \\ 2, \text{ если } \mu_L^{(2)} = 0{,}5 \text{ и } \{a_B > 0 \text{ или } [\mu_S^{(2)} \text{ или } \mu_W^{(2)}] = 0{,}5\} \\ \text{и присутствуют 2 и более световых предвестника,} \end{cases} \tag{9}$$

где a_L — степень выраженности световых предвестников землетрясения.

Предполагаемая интенсивность землетрясения в эпицентре по шкале MSK — 81 оценивается по формуле

$$I = \begin{cases} < 4, \text{ если } a < 3 \\ 4 - 6, \text{ если } a = 3 \\ 7 - 9, \text{ если } a = 4 \\ 10, \text{ если } a = 5 \\ 11 - 12, \text{ если } a > 5 \end{cases}, \tag{10}$$

где

$$a = a_B + a_L + a_W + a_S \tag{11}$$

Предполагается, что глубина очага и координаты эпицентра совпадают с этими параметрами для форшока. Если форшоки не зарегистрированы, то магнитуда землетрясения определяется по формуле

$$M = 1{,}8 \cdot \left[a_B + \begin{cases} a_L \text{ при } a_L \geq a_S \\ a_S \text{ при } (a_S > a_L \text{ и наличии форшока}) \end{cases} \right], \tag{12}$$

где — магнитуда землетрясения.

Описанная методика оценки состояния очага землетрясений была опробована на ряде примеров.

Одним из них является ретроспективный прогноз Ашхабадского землетрясения 1948 года. Согласно [14] ему предшествовал максимум среднегодовых значений температуры почвы на глубине 3,2 м. Таким образом, в данном случае $\mu_W^{(1)} = 0{,}5$.

Перед этим землетрясением отмечено довольно много биологических предвестников. Так, за месяц до катастрофы змеи покинули свои укрытия и появились на поверхности земли [4]. Поскольку в Туркмении обитает довольно много видов змей [21], то уже в это время можно было бы сказать, что $a_B = 3$. В день накануне землетрясения овцы сбивались в кучу и не паслись [4]. За два часа до основного толчка на ашхабадском конезаводе буквально взбесились лошади [4]. За полтора — два часа началось массовое переселение муравьев [4]. Кроме того, за несколько часов до землетрясения забеспокоились люди [4]. Следовательно, за несколько часов до землетрясения расчетное значение a_B составляет 4.

Таким образом, в данном случае

$$a = a_B + a_W = 4 + 1 = 5$$

и расчетная интенсивность землетрясения равна 10 баллам. Согласно [11] она составила 9–10 баллов.

Расчетная магнитуда этого сейсмического события составляет

$$M = 1{,}8 \cdot 4 = 7{,}2,$$

где — магнитуда землетрясения.

Глубина очага определяется из уравнения, приведенного в [22]:

$$I = 1{,}5 \cdot M - 3{,}5 \lg h + 3, \tag{13}$$

где I — интенсивность землетрясения, баллы по шкале MSK – 81; h — глубина очага, км. Причем в расчетах берется наименьшее из рассчитанного интервала значение интенсивности землетрясения.

Тогда

$$h = 10^{(1{,}5 \cdot 7{,}2 + 3 - 10)/3{,}5} = 12{,}2 \text{ км}.$$

По данным, приведенным в [11], Ашхабадское землетрясение имело магнитуду 7,3, а глубина очага составляла 10–40 км. То есть результаты прогноза достаточно близки к реальным параметрам этого сейсмического события.

Другим примером является аналогичный прогноз Ташкентского землетрясения 26 апреля 1966 года. Оно имело интенсивность 8 баллов, магнитуду 5,1 [11], а глубина очага составляла от 3 до 8 км [3]. За 5 часов до землетрясения в нескольких километрах от эпицентра необычно громко и неприятно кричали кошки [4]. Перед этим сейсмическим событием имел место максимум среднегодовых значений температуры почвы [14]. В ночь перед основным толчком самопроизвольно загорались люминесцентные лампы [14]. Таким образом, $a_B = 1$, $a_L = 2$, $a_W = 1$. Тогда $I = 8$, $M = 5{,}4$, $h = 7{,}7$ км, что также достаточно близко к параметрам произошедшего сейсмического события.

Третьим примером является прогноз такого же рода для Хайченского землетрясения, произошедшего согласно [13] в 19:36 04.02.1975 в Северо-Восточном Китае. Его магнитуда составила 7,3 [13]. Незадолго до землетрясения возникло свечение неба [23]. Утром 04.02.1975 произошло землетрясение с магнитудой 4,7 [13]. В январе — начале февраля 1975 года стали поступать тысячи сообщений о необычном поведении животных [4].

Таким образом, утром 04.02.1975 можно было бы сказать, что $a_B = 3$, $a_L = 1$, $a_s = 1$. Тогда $a = 5$, $I = 10$, $M = 7{,}2$, $h = 12{,}2$ км.

Расчетная магнитуда практически не отличается от реальной, и, судя по тому, что основной толчок вызвал обширные разрушения [13], интенсивность этого сейсмического события достаточно близка к предсказанной.

Следующим примером является системный анализ состояния очагов землетрясений на Северном Кавказе с 30.09.1998 по 26.03.1999, выполненный в реальном времени. Данные об индуцированных форшоках взяты из [16], а данные о сейсмических событиях — из [15].

Проведенный анализ иллюстрируется таблицей. В этой таблице N — северная широта; E — восточная долгота; S обозначает сейсмические предвестники, W — метеорологические, B — биологические; цифры после этих букв показывают степень выраженности этих предвестников.

Таблица

Прогнозирование состояния очагов землетрясений на Северном Кавказе

Прогноз								**Землетрясения**				
Дата прогноза	**Время**		**Предвестники**	**h**	**I**	**N**	**E**	**Дата**	**h**	**I**	**N**	**E**
	от	**до**										
30.09 1998	30.09 1998	30.10 1998	S1, B3, \W1	2,1	10	43,50 **42,70** 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 **43,30** 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	02.10 1998	0,2	10,9	42,91	43,77
07.10 1998	07.10 1998	06.10 1998	S1, B1, W1	18,1	4 – 6	43,50 42,70 **45,00** 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 43,30 **43,50** 45,60 46,00 47,00 46,00	08.10 1998	24,6	5,0	44,17	44,39
13.10 1998	13.10 1998	-	S1	Землетрясения не ожидаются				Землетрясения не происходили				
18.10 1998	18.10 1998	-	S1	Землетрясения не ожидаются				Землетрясения не происходили				
21.10. 1998	21.10 1998	20.11 1998	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 42,70 45,00 **43,50** 45,00 43,00 42,00	42,50 43,30 43,50 **45,60** 46,00 47,00 46,00	23.10 1998	19,3	4,9	43,02	45,67
25.10 1998	25.10 1998	24.11 1998	S1, B2, W1	2.5	7 – 9	**43,50** 42,70 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	**42,50** 43,30 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	26.10 1998	1	6.6	43.94	42.44
01.11 1998	01.11 1998	-	S1, W1	Землетрясения не ожидаются				Землетрясения не происходили				
07.11 1998	07.11 1998	07.12 1998	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 **42,70** 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 **43,30** 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	16.11 1998	15,5	4,4	43,25	43,33
20.11 1998	20.11 1998	20.12 1998	S1, B2	18,1	4 – 6	**43,50** 42,70 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	**42,50** 43,30 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	23.11 1998	9.63	5.4	43.75	43.21

Прогноз								Землетрясения				
Дата прогноза	**Время**		**Предвестники**	**h**	**I**	**N**	**E**	**Дата**	**h**	**I**	**N**	**E**
	от	**до**										
26.11 1998	26.11 1998	26.12 1998	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 **42,70** 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 **43,30** 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	08.12 1998	11,6	5,5	42,56	42,46
14.12 1998	14.12 1998	13.01 1999	S1, B3	18,1	7 – 9	**43,50** 42,70 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	**42,50** 43,30 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	03.01 1999	10	7	43.11	46.99
05.01 1999	05.01 1999	04.02 1999	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 42,70 45,00 43,50 45,00 **43,00** 42,00	42,50 43,30 43,50 45,60 46,00 **47,00** 46,00	31.01 1999	25	5,6	43,11	46,99
05.02 1999	05.02 1999	-	S1, W1	Землетрясения не ожидаются				Землетрясения не происходили				
09.02 1999	09.02 1999	12.03 1999	S1, B3	14,8	7 - 9	43,50 42,70 45,00 43,50 45,00 **43,00** 42,00	42,50 43,30 43,50 45,60 46,00 **47,00** 46,00	21.02 1999	33	6,5	43,37	47,32
26.02 1999	26.02 1999	28.03 1999	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 **42,70** 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 **43,30** 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	07.03 1999	20	4,4	42,59	44,13
12.03 1999	12.03 1999	11.04 1999	S1, B2	18,1	4 – 6	43,50 **42,70** 45,00 43,50 45,00 43,00 42,00	42,50 **43,30** 43,50 45,60 46,00 47,00 46,00	14.03 1999	13	4,7	42,56	44,06
18.03 1999	18.03 1999	-	S1, W1	Землетрясения не ожидаются				Землетрясения не происходили				
26.03 1999	26.03 1999	25.04 1999	S1, B2, W1	2.5	7 – 9	43,50 42,70 45,00 43,50 45,00 43,00 **42,00**	42,50 43,30 43,50 45,60 46,00 47,00 **46,00**	07.04 1999	6,2	6,7	42,61	45,41

Как видно из этой таблицы, предлагаемый системный анализ данных о предвестниках землетрясений обеспечивает прогнозирование состояния очага землетрясений с удовлетворительной точностью, что в дальнейшем может быть использовано для планирования мероприятий по снижению ущерба от землетрясений и связанных с ними явлений.

Использование результатов мониторинга очагов землетрясений при прогнозировании экстремальных событий

Экстремальные события чрезвычайно редки [24]. В тоже время принятие высоких мер безопасности — весьма дорогостоящее мероприятие [24], которое может превзойти по затратам ущерб от катастрофы.

Катастрофы возможны и при неправильном сейсмическом районировании. Например, в Ашхабаде к 1948 году многие здания были построены без учета требований антисейсмического строительства или проектировались с учетом сейсмичности 8 баллов (в соответствии с действовавшей тогда картой районирования) [11]. Интенсивность же сейсмического события в 1948 году составила 9–10 баллов [11].

В 1976 году в Газли произошло девятибалльное землетрясение [11]. До этого считалось, что там возможны только пятибалльные землетрясения [11].

11 апреля 2011 года в Японии произошло сейсмическое событие с магнитудой M = 9, одно из сильнейших за всю историю наблюдений [24]. Возникшая волна цунами привела к техногенной катастрофе на АЭС, погибли 16 892 человека [24].

Япония является одной из немногих стран, в наибольшей степени обеспеченных длинными рядами сейсмических данных [24]. Первое известное сильнейшее землетрясение (с $\approx 8{,}6$) датируется здесь 869 годом; за последующие столетия по историческим данным известны еще три подобных события (с магнитудами $= 8{,}6$ и 8,7) [24]. За время инструментальных наблюдений (1923–2010 годы) максимальная зарегистрированная магнитуда составила 8,3 [24]. Соответственно, были веские основания полагать, что землетрясений с M = 9 в Японии и не бывает [24]. Это предположение подкреплялось и мировым опытом [24]. Мегаземлетрясения (с ≥ 9) были известны ранее только на протяженных (более 1000 км) однородных участках зон субдукции: в Южной Америке, на Аляске, в Индонезии, а в Японии таких участков нет [24]. Недооценка возможной максимальной силы землетрясения обусловила и недооценку возможной высоты цунами [24].

Недорогой мониторинг состояния очагов землетрясений может быть весьма полезен и для предотвращения подобных ситуаций, так как при удовлетворительном прогнозе реально принять меры безопасности, минимизирующие ущерб и предотвращающие человеческие жертвы.

То, что это, в принципе, возможно, показывает успешный прогноз Хайченского землетрясения, произошедшего 4 февраля 1975 года в Северо-Восточном Китае, когда в результате своевременной эвакуации населения были спасены десятки тысяч человеческих жизней [23]. Это подтверждается также приведенным ретроспективным прогнозом Ашхабадского землетрясения 1948 года.

Важным аспектом применения этого мониторинга может быть прогнозирование воздействия сейсмических процессов на состояние здоровья людей и животных, которое описано в [25, 26], так как устранить этот эффект методами сейсмостойкого строительства, указанными в [22], как минимум, проблематично.

Описанный системный анализ состояния очага землетрясений может быть также использован при предсказании сейсмогенных склоновых процессов, при некотором изменении алгоритмов, приведенных в [27].

Заключение

Системный анализ состояния очага землетрясений может быть эффективно использован для решения тех задач предотвращения обусловленного землетрясением ущерба, которые сложно или вообще невозможно решить методами сейсмостойкого строительства. Эти работы не являются дорогостоящими, но могут обеспечить приемлемый уровень безопасности в сейсмоактивных районах. Они применимы также регионах, где возможен сход лавин и селей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Coburn A., Spence R. Earthquake Protection. Chichester: John Wiley&Sons Ltd.; 1992. 355 p.
2. Brown D. L. Disparate Effects of the 1989 Loma Prieta and 1994 Northridge Earthquakes on Hospital Admissions for Acute Myocardial Infarction: Importance of Superimposition of Triggers. *American Heart Journal*. 1999;137:830–836.

3. Уломов В. И. Сейсмическая опасность и «синдром» землетрясений. Медицина катастроф. *Защита*. 1996;1(13):72–80.
4. Мариковский П. И. Животные предсказывают землетрясения. Алма-Ата: Наука; 1984. 144 с.
5. Браташов В. А., Кострюкова Н. К., Карпин В. А., Дрожжин Е. В. *Гелиогеофизические факторы риска здоровью населения северных урбанизированных территорий. Биопатогенные эффекты локальных разломов земной коры (на примере г. Сургута)*. Сургут: РИИЦ «Нефть Приобья»; 2006. 76 с.
6. Белоносов С. М. Применение моментной теории упругости к изучению землетрясений. *Обратные задачи математической физики*. Новосибирск, 1998. С. 15–16.
7. Чернобыльская авария: Дополнение к INSAG-1. *INSAG-7. Доклад международной консультативной группы по ядерной безопасности*. Вена: МАГАТЭ, 1993.
8. Ацюковский В. А., Васильев В. Г. *Обнаружение и нейтрализация геопатогенных излучений Земли*. М.: ООО «Петит»; 2005. 195 с.
9. Кочиш И. И., Петраш М. Г., Смирнов С. Б. Птицеводство. М.: КолосС; 2004. 407 с.
10. Балакирев Н., Колдаева Е., Столбов С. Перспективы развития соболеводства в России. *Главный зоотехник*. 2011;2:44–48.
11. Поляков С. В. *Последствия сильных землетрясений*. М.: Стройиздат; 1978. 311 с.
12. Зимин М. И. Прогнозирование лавинной опасности. Санкт-Петербург: Гидрометеоиздат; 2000. 16 с.
13. Короновский Н., Наймарк А. Землетрясение: возможен ли прогноз? *Наука и жизнь*. 2013;3:36–42.
14. Сидорин А. Я. *Предвестники землетрясений*. М.: Наука; 1992. 192 с.
15. Зимин М. И., Шабельников В. А., Тимишев В. М., Зимина С. А. *Результаты практического применения математического моделирования физико-механических процессов в структурно-неоднородных телах*. Нальчик: Кабардино-Балкарский государственный университет, 1999. 69 с. Деп. в ВИНИТИ 30.12.1999, № 3936–В99.
16. Славина Л. Б. Сейсмический режим и возможные зоны возникновения землетрясений на территории Дагестана и сопредельных районов. *Федеральная система сейсмологических наблюдений и прогноза землетрясений*: Информационно-аналитический бюллетень. 1994;2:18–24.
17. Зимин М. И. Двухуровневая система прогнозирования опасных природных явлений и ее использование в системах автоматизации проектирования. *Естественные и технические науки*. 2010;6:359–360.
18. Вапник В. Н., Глазкова Т. Г., Кощеев В. А., Михальский А. И., Червоненкис А. Я. *Алгоритмы и программы восстановления зависимостей* / под ред. В. Н. Вапника. М.: Наука; 1984. 816 с.
19. Соболь И. М. Численные методы Монте-Карло. М.: Наука; 1973. 312 с.
20. Будылин С. Л. Внутреннее убеждение или баланс вероятностей. Стандарты доказывания в России и за рубежом. *Вестник Высшего Арбитражного Суда Российской Федерации*. 2014;3:25–57.
21. Ананьева Н. Б., Орлов Н. Л., Халиков Р. Г., Рябов С. А., Барабанов А. В. *Атлас пресмыкающихся Северной Евразии (таксономическое разнообразие, географическое распространение и природоохранный статус)*. Санкт-Петербург: Зоологический институт; 2004. 939 с.
22. Поляков С. В. *Сейсмостойкие конструкции зданий*. М.: Высшая школа; 1983. 304 с.
23. Семенов Р. М. Сахалинская трагедия 1995 года и проблемы прогноза землетрясений. *Геологическая среда и сейсмический процесс*: Материалы Всероссийской межрегиональной конференции. Иркутск: ИЗК СО РАН. 1997. С. 202–205.
24. Родкин М. Редкие экстремальные события – головная боль человечества. *Троицкий вариант – Наука*. 2015;186:3.
25. Еськов В. М., Гавриленко Т. В., Зимин М. И., Зимина С. А. *Нейросетевые принципы в идентификации и изучении систем с хаотической динамикой*. Тула: Издательство ТулГУ; 2016. 398 с.
26. Znamenskiy V. S., Zimina A. M. Forecasting Adverse Effect of the Earthquake on. *Reflexive Theater of Situational Center-2012:* Materials of the 6-th All-Russian Conference with the International Participation. Omsk: Omsk Institute of Consumer Service Technology; 2013. P. 165–169.
27. Зимин М. И., Рубцов Е. А., Тимишев В. М., Бейтуганова Н. М., Зимина С. А. *Моделирование многофазных структурно-неоднородных тел*. Нальчик: Кабардино-Балкарский государственный университет; 2001. 25 с. Деп. в ВИНИТИ 27.11.2001, № 2468–В2001.

Сетевое издание. Полные тексты статей размещаются на официальном сайте издания jcyb.ru.

Адрес учредителя и издателя:
Федеральное государственное учреждение «Федеральный научный центр
Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук»,
117218, г. Москва, Нахимовский просп., дом 36, корпус 1. Телефон: +7 (495) 718-21-10.

Дата выхода в свет 30.12.2020.
Формат $60 \times 84/8$.
Усл. печ. л. 2,8. Уч.-изд. л. 4,1.
Цена свободная.