



Запорізький національний технічний університет

Радіоелектроніка, інформатика, управління

Науковий журнал

Виходить чотири рази на рік

№ 1(36) 2016

Заснований у січні 1999 року.

Засновник і видавець – Запорізький національний технічний університет.

ISSN 1607-3274 (друкований), ISSN 2313-688X (електронний).

Запоріжжя

ЗНТУ

2016

Запорожский национальный технический университет

Радиоэлектроника, информатика, управление

Научный журнал

Выходит четыре раза в год

№ 1(36) 2016

Основан в январе 1999 года.

Основатель и издатель – Запорожский национальный технический университет.

ISSN 1607-3274 (печатный), ISSN 2313-688X (электронный).

Запорожье

ЗНТУ

2016

Zaporizhzhya National Technical University

Radio Electronics, Computer Science, Control

The scientific journal

Published four times per year

№ 1(36) 2016

Founded in January 1999.

Founder and publisher – Zaporizhzhya National Technical University.

ISSN 1607-3274 (print), ISSN 2313-688X (on-line).

Zaporizhzhya

ZNTU

2016

Науковий журнал «Радіоелектроніка, інформатика, управління» (скорочена назва – РІУ) видається Запорізьким національним технічним університетом (ЗНТУ) з 1999 р. періодичністю чотири номери на рік.

Зареєстрований Державним комітетом інформаційної політики, телебачення та радіомовлення 29.01.2003 р. Свідцтво про державну реєстрацію друкованого засобу масової інформації серія КВ №6904.

ISSN 1607-3274 (друкований), ISSN 2313-688X (електронний).

Наказом Міністерства освіти і науки України № 1328 від 21.12.2015 р. «Про затвердження рішень Атестаційної колегії Міністерства щодо діяльності спеціалізованих вчених рад від 15 грудня 2015 року» **журнал включений до переліку наукових фахових видань України**, в яких можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата фізико-математичних та технічних наук.

В журналі безкоштовно публікуються наукові статті англійською, російською та українською мовами.

Правила оформлення статей подано на сайті: <http://ric.zntu.edu.ua/information/authors>.

Журнал забезпечує **безкоштовний відкритий он-лайн доступ** до повнотекстових публікацій.

Журнал дозволяє авторам мати авторські права і зберігати права на видання без обмежень. Журнал дозволяє користувачам читати, завантажувати, копіювати, поширювати, друкувати, шукати або посилатися на повні тексти своїх статей. Журнал дозволяє повторне використання його вмісту у відповідності з СС ліцензією СС-BY.

Опублікованими статтям присвоюється унікальний ідентифікатор цифрового об'єкта DOI.

Журнал реферується та індексується у провідних міжнародних та національних реферативних журналах і наукометричних базах даних, а також розміщується у цифрових архівах та бібліотеках з безкоштовним доступом у режимі on-line (у т. ч. DOAJ, DOI, CrossRef, EBSCO, eLibrary.ru / РИНЦ, Google Scholar, Index Copernicus, INSPEC, ISSN, Ulrich's Periodicals Directory, WorldCat, ВІНІТІ, Джерело), повний перелік яких подано на сайті: <http://ric.zntu.edu.ua/about/editorialPolicies#custom-0>.

Журнал розповсюджується за Каталогом періодичних видань України (передплатний індекс – 22914).

Тематика журналу містить: радіофізику, мікро-, нано- і радіоелектроніку, апаратне і програмне забезпечення комп'ютерної техніки, комп'ютерні мережі і телекомунікації, теорію алгоритмів і програмування, оптимізацію і дослідження операцій, міжмашинну і людино-машинну взаємодію, математичне і комп'ютерне моделювання, обробку даних і сигналів, управління в технічних системах, штучний інтелект, включаючи системи, засновані на знаннях, і експертні системи, інтелектуальний аналіз даних, розпізнавання образів, штучні нейронні і нейро-нечіткі мережі, нечітку логіку, колективний інтелект і мультиагентні системи, гібридні системи.

Усі статті, пропоновані до публікації, одержують **об'єктивний розгляд**, що оцінюється за суттю без урахування раси, статі, віросповідання, етнічного походження, громадянства або політичної філософії автора(ів).

Усі статті проходять двоступінчасте закрите (анонімне для автора) **рецензування** штатними редакторами і незалежними рецензентами – провідними вченими за профілем журналу.

РЕДАКЦІЙНА КОЛЕГІЯ

Головний редактор – Погосов В. В., д-р фіз.-мат. наук, Україна

Заст. головного редактора – Субботін С. О., д-р. техн. наук, Україна

Члени редколегії:

Андролідакіс Й., д-р філософії, Греція

Безрук В. М., д-р техн. наук, Україна

Бодяньський С. В., д-р техн. наук, Україна, редактор розділу з управління

Васильєв С. М., д-р фіз.-мат. наук, академік РАН, Росія

Гімплевич Ю. Б., д-р техн. наук, Україна

Горбань О. М., д-р фіз.-мат. наук, Великобританія

Дробахін О. О., д-р фіз.-мат. наук, Україна

Зайцева О. М., канд. фіз.-мат. наук, Словаччина

Камеяма М., д-р техн. наук, Японія

Карпуков Л. М., д-р техн. наук, Україна

Корніч Г. В., д-р фіз.-мат. наук, Україна, редактор розділу з радіофізики

Кулік А. С., д-р техн. наук, Україна

Лебедев Д. В., д-р техн. наук, Україна, редактор розділу з управління

Левашенко В. Г., канд. фіз.-мат. наук, Словаччина

Лиснянський А., канд. техн. наук, Ізраїль

Марковська-Качмар У., д-р наук, Польща

Олещук В. О., канд. фіз.-мат. наук, Норвегія, редактор розділу з радіоелектроніки

Онуфрієнко В. М., д-р фіз.-мат. наук, Україна

Папшицький М., д-р філософії, Польща

Піза Д. М., д-р техн. наук, Україна

Рубель О. І., канд. техн. наук, Канада

Хаханов В. І., д-р техн. наук, Україна, редактор розділу з інформатики

Шарпанських О. А., д-р філософії, Нідерланди, редактор розділу з інформатики

Рекомендовано до видання вченою радою ЗНТУ, протокол № 10 від 21.03.2016 р.

Журнал зверстаний редакційно-видавничим відділом ЗНТУ.

Веб-сайт журналу: <http://ric.zntu.edu.ua>

Адреса редакції: Редакція журналу «РІУ», Запорізький національний технічний університет, вул. Жуковського, 64, м. Запоріжжя, 69063, Україна.

Тел: (061) 769-82-96 – редакційно-видавничий відділ

Факс: (061) 764-46-62

E-mail: rvv@zntu.edu.ua

Научный журнал «Радиоэлектроника, информатика, управление» (сокращенное название – РИУ) издается Запорожским национальным техническим университетом (ЗНТУ) с 1999 г. периодичностью четыре номера в год.

Зарегистрирован Государственным комитетом информационной политики, телевидения и радиовещания 29.01.2003 г. (Свидетельство о государственной регистрации печатного средства массовой информации серия КВ №6904).

ISSN 1607-3274 (печатный), **ISSN 2313-688X** (электронный).

Приказом Министерства образования и науки Украины № 1328 от 21.12.2015 г. «Об утверждении решений Аттестационной коллегии Министерства относительно деятельности специализированных ученых советов от 15 декабря 2015 года» **журнал включен в перечень научных профессиональных изданий Украины**, в которых могут публиковаться результаты диссертационных работ на соискание ученых степеней доктора и кандидата физико-математических и технических наук.

В журнале бесплатно публикуются научные статьи на английском, русском и украинском языках.

Правила оформления статей представлены на сайте: <http://ric.zntu.edu.ua/information/authors>.

Журнал обеспечивает **бесплатный открытый он-лайн доступ** к полнотекстовым публикациям. Журнал разрешает авторам иметь авторские права и сохранять права на издание без ограничений. Журнал разрешает пользователям читать, загружать, копировать, распространять, печатать, искать или ссылаться на полные тексты своих статей. Журнал разрешает повторное использование его содержания в соответствии с СС лицензией СС-BY.

Опубликованным статьям присваивается уникальный идентификатор цифрового объекта DOI.

Журнал реферруется и индексируется в ведущих международных и национальных реферативных журналах и наукометрических базах данных, а также размещается в цифровых архивах и библиотеках с бесплатным доступом on-line (в т.ч. DOAJ, DOI, CrossRef, EBSCO, eLibrary.ru / РИНЦ, Google Scholar, Index Copernicus, INSPEC, ISSN, Ulrich's Periodicals Directory, WorldCat, ВИНТИ, Джэрло), полный перечень которых представлен на сайте: <http://ric.zntu.edu.ua/about/editorialPolicies#custom-0>.

Журнал распространяется по Каталогу периодических изданий Украины (подписной индекс – 22914).

Тематика журнала включает: радиофизику, микро-, нано- и радиоэлектронику, аппаратное и программное обеспечение компьютерной техники, компьютерные сети и телекоммуникации, теорию алгоритмов и программирования, оптимизацию и исследование операций, межмашинное и человеко-машинное взаимодействие, математическое и компьютерное моделирование, обработку данных и сигналов, управление в технических системах, искусственный интеллект, включая системы, основанные на знаниях, и экспертные системы, интеллектуальный анализ данных, распознавание образов, искусственные нейронные и нейро-нечеткие сети, нечеткую логику, коллективный интеллект и мультиагентные системы, гибридные системы.

Все статьи, предлагаемые к публикации, получают **объективное рассмотрение**, которое оценивается по существу без учета расы, пола, вероисповедания, этнического происхождения, гражданства или политической философии автора(ов).

Все статьи проходят двухступенчатое закрытое (анонимное для автора) **рецензирование** штатными редакторами и независимыми рецензентами – ведущими учеными по профилю журнала.

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

Главный редактор – Погосов В. В., д-р физ.-мат. наук, Украина

Зам. главного редактора – Субботин С. А., д-р техн. наук, Украина

Члены редколлегии:

Андроидакис И., д-р философии, Греция

Безрук В. М., д-р техн. наук, Украина

Бодянский Е. В., д-р техн. наук, Украина, редактор раздела по управлению

Васильев С. Н., д-р физ.-мат. наук, академик РАН, Россия

Гимпилевич Ю. Б., д-р техн. наук, Украина

Горбань А. Н., д-р физ.-мат. наук, Великобритания

Дробахин О. О., д-р физ.-мат. наук, Украина

Зайцева Е. Н., канд. физ.-мат. наук, Словакия

Камеяма М., д-р техн. наук, Япония

Карпуков Л. М., д-р техн. наук, Украина

Корнич Г. В., д-р физ.-мат. наук, Украина, редактор раздела по радиофизике

Кулик А. С., д-р техн. наук, Украина

Лебедев Д. В., д-р техн. наук, Украина, редактор раздела по управлению

Левашенко В. Г., канд. физ.-мат. наук, Словакия

Лиснянский А., канд. техн. наук, Израиль

Марковска-Качмар У., д-р наук, Польша

Олещук В. А., канд. физ.-мат. наук, Норвегия, редактор радиоэлектроники

Онуфриенко В. М., д-р физ.-мат. наук, Украина

Папшицкий М., д-р философии, Польша

Пиза Д. М., д-р техн. наук, Украина

Рубель О. И., канд. техн. наук, Канада

Хаханов В. И., д-р техн. наук, Украина, редактор раздела по информатике

Шарпанских А. А., доктор философии, Нидерланды – редактор раздела по информатике

Рекомендовано к изданию ученым советом ЗНТУ, протокол № 10 от 21.03.2016.

Журнал сверстан редакционно-издательским отделом ЗНТУ.

Веб-сайт журнала: <http://ric.zntu.edu.ua>.

Адрес редакции: Редакция журнала «РИУ», Запорожский национальный технический университет, ул. Жуковского, 64, г. Запорожье, 69063, Украина.

Тел.: +38-061-769-82-96 – редакционно-издательский отдел

Факс: (061) 764-46-62

E-mail: rvv@zntu.edu.ua

© Запорожский национальный технический университет, 2016

The scientific journal «Radio Electronics, Computer Science, Control» is published by the Zaporizhzhya National Technical University (ZNTU). since 1999 with periodicity four numbers per year.

The journal is registered by the State Committee for information policy, television and radio broadcasting of Ukraine in 29.01.2003. The journal has a State Registration Certificate of printed mass media (series KB №6904).

ISSN 1607-3274 (print), **ISSN 2313-688X** (on-line).

By the Order of the Ministry of Education and Science of Ukraine from 21.12.2015 № 1328 “On approval of the decision of the Certifying Collegium of the Ministry on the activities of the specialized scientific councils dated 15 December 2015” **journal is included in the list of scientific specialized periodicals of Ukraine**, where the results of dissertations for Doctor of Science and Doctor of Philosophy in Mathematics and Technical Sciences may be published.

The journal publishes scientific articles in English, Russian, and Ukrainian free of charge.

The **article formatting rules** are presented on the site: <http://ric.zntu.edu.ua/information/authors>.

The journal provides policy of **on-line open (free of charge) access** for full-text publications. The journal allow the authors to hold the copyright without restrictions and to retain publishing rights without restrictions. The journal allow readers to read, download, copy, distribute, print, search, or link to the full texts of its articles. The journal allow reuse and remixing of its content, in accordance with a CC license CC-BY.

Published articles have a unique digital object identifier (DOI).

The journal is abstracted and indexed in leading international and national abstracting journals and scientometric databases, and also placed to the digital archives and libraries with a free on-line access (including DOAJ, DOI, CrossRef, EBSCO, eLibrary.ru / РИИЦ, Google Scholar, Index Copernicus, INSPEC, ISSN, Ulrich's Periodicals Directory, WorldCat, VINITI (All-Russian Institute of scientific and technical information), Djerelo), full list of which is presented on the site: <http://ric.zntu.edu.ua/about/editorialPolicies#custom-0>.

The journal is distributed: by the Catalogue of Ukrainian periodicals (the catalog number is 22914).

The journal scope: radio physics, micro-, nano- and radio electronics, computer hardware and software, computer networks and telecommunications, algorithm and programming theory, optimization and operations research, machine-machine and man-machine interfacing, mathematical modeling and computer simulation, data and signal processing, control in technical systems, artificial intelligence, including knowledge-based and expert systems, data mining, pattern recognition, artificial neural and neuro-fuzzy networks, fuzzy logics, swarm intelligence and multiagent systems, hybrid systems.

All articles proposed for publication receive an **objective review** that evaluates substantially without regard to race, sex, religion, ethnic origin, nationality, or political philosophy of the author(s).

All articles undergo a two-stage **blind peer review** by the editorial staff and independent reviewers – the leading scientists on the profile of the journal.

EDITORIAL BOARD

Editor-in-Chief: V. V. Pogosov, Doctor of Science in Physics and Mathematics, Ukraine

Deputy Editor-in-Chief: S. A. Subbotin, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

Members of Editorial Board:

I. Androulidakis, Ph. D, Greece

V. M. Bezruk, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

Ye. V. Bodyanskiy, Doctor of Science in Engineering, Ukraine, Control section editor

O. O. Drobakhin, Doctor of Science in Physics and Mathematics

Yu. B. Gimpilevich, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

A. N. Gorban, Doctor of Science in Physics and Mathematics, United Kingdom

V. I. Hahanov, Doctor of Science in Engineering, Ukraine, Computer Science section editor

M. Kameyama, Doctor of Science, Japan

L. M. Karpukov, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

G. V. Kornich, Doctor of Science in Physics and Mathematics, Ukraine, Radio Physics section editor

A. S. Kulik, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

D. V. Lebedev, Doctor of Science in Engineering, Ukraine, Control section editor

V. G. Levashenko, Ph.D, Slovakia

A. Lisnianski, Ph.D, Israel

U. Markowska-Kaczmar, Doctor of Science, Poland

V. A. Oleshchuk, Ph.D in Physics and Mathematics, Norway, Radio Electronics section editor

V. M. Onufrienko, Doctor of Science in Physics and Mathematics, Ukraine

M. Paprzycki, Ph.D, Poland

D. M. Piza, Doctor of Science in Engineering, Ukraine

O. I. Rubel, Ph.D, Canada

A. A. Sharpanskykh, Ph.D, Netherlands, Computer Science section editor

S. N. Vassilyev, Doctor of Science in Physics and Mathematics, Academician of Russian Academy of Sciences, Russia

E. N. Zaitseva, Ph.D, Slovakia

Recommended for publication by the Academic Council of ZNTU, protocol № 10 dated 21.03.2016.

The journal is imposed by the editorial-publishing department of ZNTU.

The journal web-site is <http://ric.zntu.edu.ua>.

The address of the editorial office: Editorial office of the journal «Radio Electronics, Computer Science, Control», Zaporizhzhya National Technical University, Zhukovskiy street, 64, Zaporizhzhya, 69063, Ukraine.

Tel.: +38-061-769-82-96 – the editorial-publishing department.

Fax: +38-061-764-46-62

E-mail: rvv@zntu.edu.ua

ЗМІСТ

РАДІОФІЗИКА.....	7
<i>Vorulko V. F., Vovk S. M.</i> MINIMUM-DURATION FILTERING.....	7
РАДІОЕЛЕКТРОНІКА ТА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЇ.....	15
<i>Зінченко М. В., Зінковський Ю. Ф.</i> ШИРОКОСМУГОВІ РОЗСІЮВАЧІ В ЗАДАЧАХ НЕЛІНІЙНОЇ РАДІОЛОКАЦІЇ.....	15
МАТЕМАТИЧНЕ ТА КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ.....	22
<i>Трухан С. В., Бідюк П. І.</i> МЕТОДИКА АНАЛІЗУ ЕКСТРЕМАЛЬНИХ ДАНИХ ТА ЇЇ ВИКОРИСТАННЯ ПРИ ОЦІНЮВАННІ ПАРАМЕТРІВ УЗАГАЛЬНЕНИХ ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ.....	22
НЕЙРОІНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ.....	32
<i>Кучеренко Е. И., Глушенкова И. С., Глушенков С. А.</i> НЕЧЕТКОЕ РАЗБИЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КРИТЕРИЕВ ПЛОТНОСТИ.....	32
<i>Олійник А. О.</i> ВИДОБУВАННЯ ПРОДУКЦІЙНИХ ПРАВИЛ НА ОСНОВІ НЕГАТИВНОГО ВІДБОРУ.....	40
<i>Субботин С. А.</i> СИНТЕЗ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ С РАНЖИРОВАНИЕМ И СПЕЦИФИЧЕСКИМ КОДИРОВАНИЕМ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ И АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ПО ПРЕЦЕДЕНТАМ.....	50
<i>Фазылов Ш. Х., Мирзаев Н. М., Мирзаев О. Н.</i> ПОСТРОЕНИЕ РАСПОЗНАЮЩИХ ОПЕРАТОРОВ В УСЛОВИЯХ ВЗАИМОСВЯЗАННОСТИ ПРИЗНАКОВ.....	58
ПРОГРЕСИВНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ.....	64
<i>Бабаков Р. М.</i> ПРОМЕЖУТОЧНАЯ АЛГЕБРА ПЕРЕХОДОВ В МИКРОПРОГРАММНОМ АВТОМАТЕ.....	64
<i>Бісікало О. В., Висоцька В. А.</i> ВИЯВЛЕННЯ КЛЮЧОВИХ СЛІВ НА ОСНОВІ МЕТОДУ КОНТЕНТ-МОНІТОРИНГУ УКРАЇНОМОВНИХ ТЕКСТІВ.....	74
<i>Гурко А. Г., Плахтеев А. П., Плахтеев П. А.</i> ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ДИНАМИЧНЫХ ОБЪЕКТОВ КОМПЛЕКСОМ MATLAB-ARDUINO ПРИ ПРОЕКТИРОВАНИИ КИБЕР-ФИЗИЧЕСКИХ СИСТЕМ.....	84
<i>Лукас М., Абдиева К., Катсуяма М.</i> EVALUATION OF COMPONENTALGORITHMS IN AN ALGORITHM SELECTION APPROACH FOR SEMANTIC SEGMENTATION BASED ON HIGH-LEVEL INFORMATION FEEDBACK.....	92
УПРАВЛІННЯ У ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ.....	101
<i>Хацько Н. Е.</i> РЕШЕНИЕ ТЕРМИНАЛЬНОЙ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНФОРМАЦИИ ИНЕРЦИАЛЬНОГО БЛОКА.....	101

CONTENTS

RADIOPHYSICS.....	7
<i>Borulko V. F., Voyk S. M.</i> MINIMUM-DURATION FILTERING.....	7
RADIO ELECTRONICS AND TELECOMMUNICATIONS.....	15
<i>Zinchenko M. V., Zinkovskiy Yu. F.</i> BROADBAND SCATTERERS IN NONLINEAR RADAR.....	15
MATHEMATICAL AND COMPUTER MODELLING.....	22
<i>Trukhan S., Bidyuk P.</i> METHODOLOGY OF EXTREME VALUES ANALYSIS AND ITS APPLICATION FOR PARAMETER ESTIMATION OF GENERALIZED LINEAR MODELS.....	22
NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS.....	32
<i>Kucherenko Ye. I., Glushenkova I. S., Glushenkov S. A.</i> FUZZY PARTITIONING OF THE OBJECTS BASED ON THE CRITERIA OF DENSITY.....	32
<i>Oliinyk A.</i> PRODUCTION RULES EXTRACTION BASED ON NEGATIVE SELECTION.....	40
<i>Subbotin S. A.</i> THE NEURO-FUZZY NETWORK SYNTHESIS WITH THE RANKING AND SPECIFIC ENCODING OF FEATURES FOR THE DIAGNOSIS AND AUTOMATIC CLASSIFICATION ON PRECEDENTS.....	50
<i>Fazilov Sh. Kh., Mizraev N. M., Mizraev O. N.</i> BUILDING OF RECOGNITION OPERATORS IN CONDITION OF FEATURES' CORRELATIONS.....	58
PROGRESSIVE INFORMATION TECHNOLOGIES.....	64
<i>Babakov R. M.</i> INTERMEDIATE ALGEBRA OF TRANSITIONS IN MICROPROGRAM FINAL-STATE MACHINE.....	64
<i>Bisikalo O. V., Vysotska V. A.</i> IDENTIFYING KEYWORDS ON THE BASIS OF CONTENT MONITORING METHOD IN UKRAINIAN TEXTS.....	74
<i>Gurko A. G., Plakhteev A. P., Plakhteev P. A.</i> ACCURACY INCREASE OF DYNAMIC OBJECTS STATE ESTIMATION BY A COMPLEX MATLAB-ARDUINO WHEN CYBER-PHYSICAL SYSTEMS DESIGNING.....	84
<i>Lukac M., Abdiyeva K., Kameyama M.</i> EVALUATION OF COMPONENT ALGORITHMS IN AN ALGORITHM SELECTION APPROACH FOR SEMANTIC SEGMENTATION BASED ON HIGH-LEVEL INFORMATION FEEDBACK.....	92
CONTROL IN TECHNICAL SYSTEMS.....	101
<i>Khatsko N. E.</i> APPROACH TO SOLVING THE TERMINAL CONTROL PROBLEM ON CONDITION OF IMPRECISE MEASURING OF STATE VECTOR.....	101

РАДІОФІЗИКА

РАДИОФИЗИКА

RADIOPHYSICS

УДК 004.02:621.391.8:537.86

Borulko V. F.¹, Vovk S. M.²

¹PhD, Senior Scientist, Senior Scientist of department of Applied and Computer Radio Physics, Dnipropetrovsk National University, Dnipropetrovsk, Ukraine

²PhD, Associate professor, Associate professor of department of Automated Systems of Information Processing, Dnipropetrovsk National University, Dnipropetrovsk, Ukraine

MINIMUM-DURATION FILTERING

Myriad filtering and meridian filtering are known as robust methods of signal processing. The theory of these methods is based on the generalized Cauchy distribution and maximum-likelihood criterion. Based on the “Principle of Minimum Duration”, we present an alternative approach to justify and generalize the myriad and meridian filtering methods. The proposed approach shows that the myriad and meridian filtering methods are special cases of the minimum-duration filtering methods derived from a concept of “signal quasi-duration”. Mathematically, this concept is implemented through the concept of a functional (i.e., a function of a function) by using the proposed set of cost functions. On this foundation, a “superfamily” of quasi-duration functional is built, and a general class of minimum-duration filtering methods which depends on the three free-adjustable parameters is introduced. The numerical simulations are performed to compare the proposed and conventional methods for the problem of filtering a constant signal which is distorted by a mixture of Cauchy, Laplacian and Gaussian noise.

Keywords: myriad filtering, meridian filtering, duration.

NOMENCLATURE

PMD Principle of Minimum Duration;
ML maximum-likelihood;
RMSE Root Mean Square Error.
 A unknown signal amplitude, or filter output;
 b constant in the equalizing procedure;
 D functional of strict duration, or “strict duration”;
 $D(A)$ one-variable objective function corresponded to D ;
 $D^{(\alpha,\beta,\dots)}$ functional of quasi-duration, or “quasi-duration” ;
 $D^{(\alpha,\beta,\dots)}(A)$ one-variable objective function corresponded to $D^{(\alpha,\beta,\dots)}$;
 $D_S^{(\alpha,\beta,q)}$ quasi-duration based on the superset of cost functions;
 $D_M^{(\alpha,q)}$ quasi-duration based on the generalized Meshalkin cost function;
 $f(t)$ shape of the observed signal;
 $g(t)$ observed signal;
 g_i i th sample of the observed signal;
 N number of signal samples, or filter window size;
 p tail constant of the generalized Cauchy distribution;
 $p(z)$ probability density function;
 q free-adjustable parameter called “smoothing degree”;
 $s(t)$ arbitrary signal;
 T time interval;
 t time argument;

x argument of cost function;
 y intermediate variable in the equalizing procedure;
 y_k k th approximation to y ;
 α – free-adjustable parameter associated with the scale parameter;
 β – free-adjustable parameter associated with the shape of data distribution;
 σ – scale parameter, or standard deviation of noise;
 $\chi(x)$ – ideal cost function;
 $\psi(x)$ – arbitrary cost function;
 $\psi^{(\alpha,\beta,\dots)}(x)$ – “quasi-duration” cost function;
 $\psi_R^{(\beta)}(x)$ – “root cost function”;
 $\psi_R^{(\alpha,\beta,q)}(x)$ – “root cost function with smoothing”, or “ q -smoothed root cost function”;
 $\psi_{\log}^{(\alpha,q)}(x)$ – “ q -smoothed logarithmic cost function”;
 $\psi_{med}^{(\alpha,q)}(x)$ – “ q -smoothed median cost function”;
 $\psi_D^{(\alpha,\beta,q)}(x)$ – “generalized Demidenko cost function”;
 $\psi_M^{(\alpha,q)}(x)$ – “generalized Meshalkin cost function”;
 $\psi_S^{(\alpha,\beta,q)}(x)$ – member of the “superset of cost function”;

INTRODUCTION

The principle of maximum likelihood is a mathematical foundation of many filtering methods. To use this principle, it is necessary to specify the joint probability density

function which should be maximized over all desired parameters. In the case of independent and identically distributed data samples, the mathematical expression for the joint probability density function is considerably simplified with reducing the computational complexity and filter structure.

Based on the maximum-likelihood principle, the myriad filtering [1–2] and the meridian filtering [3–4] have been introduced as robust methods [5–6] of signal processing in impulsive environments. These methods are based on the assumptions that the signal samples are independently Cauchy-distributed and meridian-distributed, respectively. In spite of the common features of these methods, each of them presents an individual class of nonlinear filtering methods with the one free-tunable parameter associated with the scale parameter of noise distribution. Later, a more general class has been proposed [7], where the filtering methods depend on the two free-adjustable parameters associated with the scale parameter and the tail-constant of the generalized Cauchy distribution.

In this paper, we present a larger class of filtering methods. This class depends on the three free parameters that need to be adjusted, where the first two parameters coincide with the two parameters mentioned above, and the third parameter is associated with the shape of data distribution. In contrast to [7], this class is based on the “Principle of Minimum Duration” (PMD) [8–10]. Therefore, it will be referred to as the class of “minimum-duration filtering.”

At the beginning of this paper, we describe the problem statement based on the PMD. In general, the PMD states a non-energy criterion, when the signal processing should produce a signal with a minimum duration. In this paper, we restrict the study to the approximation problem with the one amplitude parameter and show that the minimum-duration filtering is derived from the concept of “signal quasi-duration” by the PMD. Mathematically, this concept is based on the concept of a functional (i.e., a function of a function), where the cost function of the function, which describes the signal, is used. We construct a new set of cost functions and build a “superfamily” of quasi-duration. On this basis, for the discrete case we introduce a general class of the minimum-duration filtering methods. At the end of this paper, the performance of the minimum-duration methods is numerically compared to that of the conventional ones for the problem of filtering a constant signal which is distorted by a mixture of Cauchy, Laplacian and Gaussian noise.

1 PROBLEM STATEMENT

The original problem statement is to build the filtering methods by using the PMD. The mathematical problem statement requires a formalization of the concept of “signal duration”. In this paper, we use the two concepts, namely “strict duration” and “quasi-duration” [8].

The strict duration, D , of any signal, $s(t)$, is defined as a measure of the nonzero signal values. Mathematically, D is the functional

$$D \equiv D[s(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \chi[s(t)] dt, \quad (1)$$

where $\chi(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \neq 0 \\ 0, & \text{if } x = 0 \end{cases}$ plays the role of an ideal cost

function which we call the “Titchmarsh cost function” (p. 319 in [11]). Since D is the functional, it will be also referred to as the “functional of strict duration.” Despite an obvious physical interpretation, the strict duration cannot be constructively applied to the problem formulation [8].

The concept of quasi-duration enables to formulate the problems constructively, although it has a less obvious physical interpretation. The quasi-duration, $D^{(\alpha, \beta, \dots)}$, is the functional

$$D^{(\alpha, \beta, \dots)} \equiv D^{(\alpha, \beta, \dots)}[s(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \psi^{(\alpha, \beta, \dots)}[s(t)] dt, \quad (2)$$

where α, β, \dots are the real free-adjustable parameters, $\psi^{(\alpha, \beta, \dots)}(x)$ is the continuous cost function with the property: $\psi^{(\alpha, \beta, \dots)}(x) \rightarrow \chi(x)$ as parameters α, β, \dots go to their boundary values. This property provides the limiting process from $D^{(\alpha, \beta, \dots)}$ to D , that makes sense in the noiseless case. Since $D^{(\alpha, \beta, \dots)}$ is the functional, it will be also referred to as the “quasi-duration functional.”

Phenomenologically, the PMD is formulated as: “After processing, the signal duration should be minimal.” An applicability domain of the PMD depends on what concept is used. If the concept of the strict duration is used, the PMD can be applied to time-limited and noise-free signal. However, if the concept of the quasi-duration is used, the applicability domain of PMD is significantly extended, since it becomes possible to process both the noisy signal and the almost time-limited signal (e.g., the Gaussian pulse). On the other hand, there are two situations when using and implementing the PMD. In the first one, the signal is considered as a solution, which is either a sum of the known and unknown signal components or an unknown signal of a given class. In this situation, the PMD is implemented either by variation of the unknown signal component or by variation of the signal itself. In the second one, the signal is considered as an error (or residual) signal. Provided that the approximation problem is formulated for a finite number of unknown parameters, the PMD is implemented by variation of these parameters [10].

Further the approximation problem with the one unknown linear parameter which is the signal amplitude is considered. Let $g(t)$ be the signal observed in the time interval T , and $f(t)$ be the shape of this signal. Let A be the unknown signal amplitude. Then the error signal is

$$s(t) = g(t) - Af(t); \quad t \in T. \quad (3)$$

Applying the PMD to (1) with (3) leads to the following problem

$$\arg \min_A D(A) = \arg \min_A \int_{-\infty}^{\infty} \chi[g(t) - Af(t)] dt, \quad (4)$$

where D becomes a one-variable objective function, $D(A)$, to be minimized in A . The advantage of (4) is that the

complete destruction of a large part of $g(t)$ will not change the solution. The disadvantage of (4) is that the negligible noise makes it impossible to solve this problem.

Applying the PMD to (2) with (3) yields

$$\arg \min_A D^{(\alpha, \beta, \dots)}(A) = \arg \min_A \int_{-\infty}^{\infty} \psi^{(\alpha, \beta, \dots)}[g(t) - Af(t)] dt, \quad (5)$$

where $D^{(\alpha, \beta, \dots)}$ becomes the one-variable objective function, $D^{(\alpha, \beta, \dots)}(A)$, to be minimized in A . The problem (5) defines the minimum-duration estimator of A based on the concept of signal quasi-duration. Provided that $f(t) = \text{const}$, from (5) the mathematical statement of the filtering problem for the constant signal is readily obtained. The advantage of (5) is that by selecting a cost function, which should give the Titchmarsh cost function in the limit, one can eliminate the drawback of (4) and naturally satisfy the two additional and important requirements, namely: 1) robust behavior for large values of the argument when the contribution of the small number of large values is limited; 2) smooth behavior for small values of the argument to perform the optimum processing of a large number of small values. The first one determines the filter behavior with respect to the impulses (outliers), and the second one determines the filter behavior with respect to the noise (inliers). Therefore, the mathematical problem is reduced to finding such a cost function, which satisfies the requirements mentioned above and generalizes the some known filtering methods (in particular, the average, median, myriad, and meridian filtering). The way to solve this problem is to introduce a finite set of free-adjustable parameters which control the cost function behavior, and, consequently, which control the filtering result in a given noise environment.

2 REVIEW OF THE LITERATURE

The cost functions technique is the theoretical basis to build the methods of the optimal data processing and, in particular, of the optimal filtering. For example, using a quadratic cost function $\psi(x) = x^2$ leads to the method of average filtering, which is the optimal in the case of Gaussian noise. The use of an absolute cost function $\psi(x) = |x|$ leads to the median filtering, which is the optimal method in the case of Laplacian noise. An important feature of these methods is that they do not require any adjustment to the noise parameters. However, this is not the case for the other methods. For example, the methods of myriad filtering and meridian filtering are obtained by using the cost functions $\psi(x) = \log(x^2 + \alpha^2)$ and $\psi(x) = \log(|x| + \alpha)$; $\alpha > 0$, respectively, which provide the optimal filtering in the cases of Cauchy noise and “Meridian” noise [1–4]. Unlike previous methods, these methods depend on the noise scale parameter σ and require the optimal tuning of the free parameter as $\alpha = \sigma$. Similarly, the use of the cost function $\psi(x) = \log(|x|^p + \alpha^p)$; $\alpha > 0$; $0 < p \leq 2$ results in the construction of the filtering method in the case when the noise has a generalized Cauchy distribution. Here, there are two adjustable parameters, α and p [7]. Unfortunately, the cost functions mentioned above do not provide the limiting

process to $\chi(x)$. Therefore, they can not be used as a function $\psi^{(\alpha, \beta, \dots)}(x)$. However, they can be derived as special (limiting) cases for the given noise environment.

The limiting process from the quasi-duration functional to the functional of strict duration is the theoretical foundation of the proposed approach. This requirement noticeably limits the set of cost functions that can be used in (5). In [8, 10, 13] the following sets were considered: 1) one-parameter set of the “root cost functions”; 2) two two-parameter sets of the root cost functions with the quadratic and absolute smoothing; 3) two three-parameter sets of the “ q -smoothed root cost functions” and “generalized Demidenko cost functions”.

The use of the one-parameter set of the “root cost functions” leads to the following. Let $\psi^{(\alpha, \beta, \dots)}(x)$ be the cost function

$$\psi_R^{(\beta)}(x) = |x / \Lambda|^\beta; \quad 0 < \beta < 1, \quad (6)$$

where Λ is the constant with the physical dimension of x ; further $\Lambda = 1$. Since $\lim_{\beta \rightarrow +0} \psi_R^{(\beta)}(x) = \chi(x)$, the function

(6) may be used in (2). In addition, the following properties hold: (i) $\psi_R^{(\beta)}(x)$ is neither convex nor concave for all real x ; (ii) $\psi_R^{(\beta)}(x)$ has even symmetry, where $\psi_R^{(\beta)}(0) = 0$ and $\psi_R^{(\beta)}(\pm 1) = 1$; (iii) $\lim_{x \rightarrow -0} [d\psi_R^{(\beta)}(x) / dx] = -\infty$ and

$\lim_{x \rightarrow +0} [d\psi_R^{(\beta)}(x) / dx] = \infty$. Due to its typical behavior, the

function $\psi_R^{(\beta)}(x)$ was named as the “root cost function” (even when β is an irrational number) [10]. Let the quasi-duration functional based on (6) be denoted as $D^{(\beta)}$. Then substituting (6) into (5) yields [10]

$$\arg \min_A D^{(\beta)}(A) = \arg \min_A \int_T |g(t) - Af(t)|^\beta dt; \quad 0 < \beta < 1, \quad (7)$$

where $D^{(\beta)}(A)$ is the objective function to be minimized in A . The advantage of (7) is that the solution of (7) makes sense in the cases when there is the complete destruction of the large part of data and when the data are distorted by noise. The disadvantages of (7) are the following. First, the noise appearance can lead to the bias of estimator. Second, the noise nature is left out of account. The latter means that the cost function which depends on more free parameters and which takes into account the noise nature can be more efficient than (6).

The two-parameter sets of the root cost functions with the quadratic and absolute smoothing are defined by the similar equations that by introducing a smoothing degree, q , have been summarized as [10]

$$\psi_R^{(\alpha, \beta, q)}(x) = k_R^{(\alpha, \beta, q)} [(1 + |x|^q / \alpha^q)^{\beta/q} - 1], \quad (8)$$

where $\alpha > 0$; $0 < \beta \leq 1$; $0 < q < \infty$; $\beta < q$; $k_R^{(\alpha, \beta, q)} = 1 / [(1 + |x_1|^q / \alpha^q)^{\beta/q} - 1]$ and $\psi_R^{(\alpha, \beta, q)}(x_1) = 1$. This function represents a three-parameter set of the

“ q -smoothed root cost functions”. Passing to the limit in (8) as $\beta \rightarrow +0$ yields the “ q -smoothed logarithmic cost function”

$$\psi_{\log}^{(\alpha,q)}(x) = k_{\log}^{(\alpha,q)} \ln(1 + |x|^q / \alpha^q), \quad (9)$$

where $\alpha > 0$; $0 < q < \infty$; $k_{\log}^{(\alpha,q)} = 1 / \ln(1 + |x_1|^q / \alpha^q)$. This function is the generalization of the myriad and meridian cost functions, which are for $q = 2$ and $q = 1$, respectively. It is easy to see that in the case of generalized Cauchy distribution the “smoothing degree” parameter q coincides with the tail constant p of this distribution.

Contrariwise, passing to the limit in (8) as $\beta \rightarrow 1$ yields

$$\psi_{med}^{(\alpha,q)}(x) = k_{med}^{(\alpha,q)} [(1 + |x|^q / \alpha^q)^{1/q} - 1]; \quad 0 < q < \infty, \quad (10)$$

where $k_{med}^{(\alpha,q)} = [(1 + |x_1|^q / \alpha^q)^{1/q} - 1]$; $x_1 \neq 0$ is the normalization point, where $\psi_{med}^{(\alpha,q)}(x_1) = 1$. Since the $\psi_{med}^{(\alpha,q)}(x)$ approaches the absolute cost function for $|x|^q / \alpha^q \gg 1$, further it will be referred to as the “ q -smoothed median cost function” (despite the fact that for $q > 1$ and for $q < 1$ the behavior of (10) is different near the zero value of x). If $q = 2$, the special case of (10) is a pseudo-Huber cost function [12]. But if $q = 1$, from (10) one obtains the absolute cost function.

The analysis of (8) shows that under fixed q the limiting process from $\psi_R^{(\alpha,\beta,q)}(x)$ to $\chi(x)$ is performed by α and β (when their boundary values are zero) just in the one direction (first by α and then by β). This drawback has been eliminated in [13] by generalizing the cost functions proposed by E. Z. Demidenko [14] and L. D. Meshalkin [15].

The function $\psi_D(x) = \frac{x^2}{x^2 + \alpha^2}$ was suggested by E. Z. Demidenko for the regression problem [14]. By introducing b and q parameters, it can be generalized to [13]

$$\psi_D^{(\alpha,\beta,q)}(x) = k_D^{(\alpha,\beta,q)} \left[1 - \left(1 + \frac{|x|^q}{\alpha^q} \right)^{-\beta/q} \right], \quad (11)$$

where $\alpha > 0$, $0 < \beta < \infty$, $0 < q < \infty$, and

$k_D^{(\alpha,\beta,q)} = \frac{(1 + |\alpha/x_1|^q)^{\beta/q}}{(1 + |\alpha/x_1|^q)^{\beta/q} - (|\alpha/x_1|^q)^{\beta/q}}$ is defined by

$\psi_D^{(\alpha,\beta,q)}(x_1) = 1$. It is easy to check, that the Titchmarsh cost function $\chi(x)$ is the limit of (11) as $\beta \rightarrow \infty$, and the q -smoothed logarithmic cost function $\psi_{\log}^{(\alpha,q)}(x)$ is the limit of (11) as $\beta \rightarrow +0$.

The function $\psi_M(x) = 1 - \exp(-x^2 / \alpha^2)$ was suggested by L. D. Meshalkin for robust estimation [15], [16]. It can be generalized to [13]

$$\psi_M^{(\alpha,q)}(x) = k_M^{(\alpha,q)} \left[1 - \exp\left(-\frac{|x|^q}{\alpha^q}\right) \right], \quad (12)$$

where $\alpha > 0$, $0 < q < \infty$ and $k_M^{(\alpha,q)} = \left[1 - \exp\left(-|x_1|^q / \alpha^q\right) \right]^{-1}$ is defined by

$\psi_M^{(\alpha,q)}(x_1) = 1$. It is obvious that as $\alpha \rightarrow 0$ the function $\psi_M^{(\alpha,q)}(x)$ tends to $\chi(x)$. In addition, for fixed $\alpha > 0$ it approaches the $\chi(x)$ as $q \rightarrow 0$, and it has a form of the “rectangular hole” as $q \rightarrow \infty$ [13].

3 MATERIALS AND METHODS

It is seen that (11) is a continuation of (8) on negative values of β . Hence, there exists a continuous (by α , β and q) set of cost functions which is defined by the common member

$$\psi_S^{(\alpha,\beta,q)}(x) = k_S^{(\alpha,\beta,q)} \left[\left(1 + \frac{|x|^q}{\alpha^q} \right)^{\beta/q} - 1 \right], \quad (13)$$

where $k_S^{(\alpha,\beta,q)} = 1 / [(1 + |x_1|^q / \alpha^q)^{\beta/q} - 1]$, $-\infty < \beta \leq 1$, $\alpha > 0$, $0 < q < \infty$, $\beta < q$. This set incorporates the following cost functions: 1) q -smoothed median cost functions for $\beta = 1$ (in particular, the pseudo-Huber cost function); 2) q -smoothed root cost functions for $0 < \beta < 1$; 3) q -smoothed logarithmic cost functions for $\beta = 0$ (in particular, the meridian and myriad cost functions); 4) generalized Demidenko cost functions for $-\infty < \beta < 0$; 5) Titchmarsh cost function for $\beta \rightarrow -\infty$. Since this set is sufficiently representative, it will be referred to as a “superset” of cost functions. Below, the Meshalkin cost function is also included in this superset.

With regard to the small values of x , the contribution of α is different for each cost function derived from (13). To eliminate this shortcoming, we have proposed to equalize the second-order derivative of the cost functions at zero [13]. Further, the method for producing a modified superset of cost functions is presented for $q = 2$. The similar technique may be obtained for any $0 < q < \infty$.

Let α_{myr}^2 be the fixed value of α^2 for the myriad cost function. Let the equality:

$d^2 \psi_S^{(\alpha,\beta,2)}(x) / dx^2 = d^2 \psi_{\log}^{(\alpha,2)}(x) / dx^2$ be hold at $x = 0$. Then

$$\frac{(\beta/2)}{y \left[\left(1 + \frac{|x_1|^2}{y} \right)^{\beta/2} - 1 \right]} = \frac{1}{b}, \quad (14)$$

where $y = \alpha_S^2$ denotes α^2 for the function $\psi_S^{(\alpha,\beta,2)}(x)$ and $b = \alpha_{myr}^2 \ln\left(1 + |x_1|^2 / \alpha_{myr}^2\right)$. Equation (14) states the equalizing problem, where y is to be determined, and can be solved by using the Newton’s method for finding roots

$$y_{k+1} = y_k - \frac{u(y_k)}{u'(y_k)}, \quad (15)$$

where y_k is the k th approximation to y , and where $u(y_k)$ and $u'(y_k)$ are the reduced function and its first derivative at y_k , respectively. The convergence of (15) is ensured by the following approach. For $-\infty < \beta < 0$, the function

$$u(y) = y \left[\left(1 + \frac{|x_1|^2}{y} \right)^{\beta/2} - 1 \right] - \frac{\beta}{2} b = 0 \text{ should be used with}$$

its first derivative

$$u'(y) = \left(1 + \frac{|x_1|^2}{y} \right)^{\beta/2} \left[1 - \frac{(\beta/2)|x_1|^2}{y + |x_1|^2} \right] - 1 \text{ and with the}$$

initial guess $y_0 = \alpha_{myr}^2$. For $0 < \beta < 1$, the function

$$u(y) = \left[\left(1 + y|x_1|^2 \right)^{\beta/2} - 1 \right] / y - \frac{\beta}{2} b = 0 \text{ should be used}$$

with its first derivative

$$u'(y) = \frac{(\beta/2)(1 + |x_1|^2 y)^{\beta/2-1} |x_1|^2 y - (1 + |x_1|^2 y)^{\beta/2} + 1}{y^2}$$

and with the initial guess $y_0 = 1/\alpha_{myr}^2$. The equalizing procedure based on (15) typically converges to machine precision within 3–5 iterations.

Fig. 1 represents the superset and the modified superset of cost functions for $q = 2$ and $x_1 = 1$. Fig. 1a shows the superset without the equalizing procedure, when all cost functions have the same value $\alpha^2 = 0.01$. In this figure, there are depicted the pseudo-Huber (curve 1), q -smoothed root with $\beta = 1/2$ (curve 2), myriad (curve 3) and generalized Demidenko (the curves 4–7 are for $\beta = -1; -2; -5; -100$ in (13), respectively) cost functions. It is seen that the sequence of these cost functions tends to $\chi(x)$ as $\beta \rightarrow -\infty$. Fig. 1b shows the modified superset of cost functions, which is produced by the equalizing procedure for $\alpha_{myr}^2 = 0.01$. Here, the curve 7 is similar to the graph of the Meshalkin cost function, coinciding visually with it. Thus, in the limit as $\beta \rightarrow -\infty$, the Meshalkin cost function is obtained. This fact can readily be proved, since the finiteness of the second-order derivative at zero is provided on condition that $\alpha_S^2 = const * \beta$. Substituting this value into (13) with $q = 2$ and passing to the limit in (13) as $\beta \rightarrow -\infty$ yield the Meshalkin cost function.

Based on (13), the quasi-duration functional can be expressed as

$$D_S^{(\alpha, \beta, q)} \equiv D_S^{(\alpha, \beta, q)}[s(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_S^{(\alpha, \beta, q)}[s(t)] dt = k_S^{(\alpha, \beta, q)} \times \int_{-\infty}^{\infty} \left[\left(1 + \frac{|s(t)|^q}{\alpha^q} \right)^{\beta/q} - 1 \right] dt, \quad (16)$$

where $\alpha > 0$, $-\infty < \beta \leq 1$, $0 < q < \infty$, and $\beta < q$. It has the following special cases: 1) q -smoothed median functional

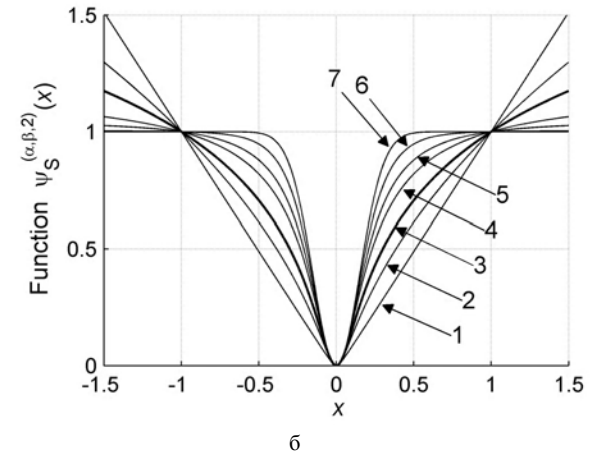
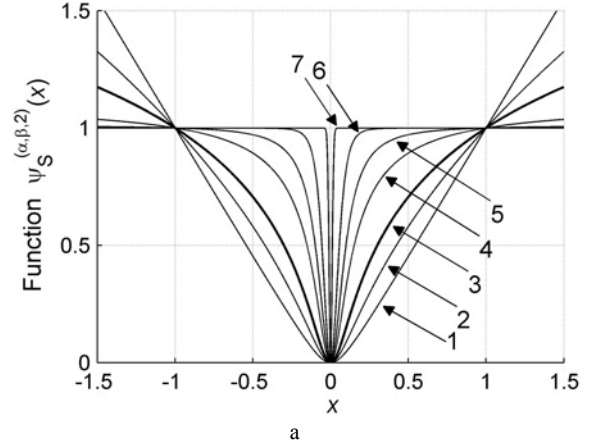


Figure 1 – Superset of cost functions (a) without and (b) with the equalizing procedure

(when $\beta = 1$); 2) pseudo-Huber functional (when $\beta = 1$ and $q = 2$); 3) q -smoothed root functional (when $0 < \beta < 1$); 4) q -smoothed logarithmic functional (when $\beta \rightarrow 0$); 5) myriad functional (when $\beta \rightarrow 0$ and $q = 2$); 6) meridian functional (when $\beta \rightarrow 0$ and $q = 1$); 7) generalized Demidenko functional (when $-\infty < \beta < 0$); 8) Demidenko functional (when $\beta = -2$ and $q = 2$). The generalized Meshalkin functional defined by

$$D_M^{(\alpha, q)}[s(t)] = k_M^{(\alpha, q)} \int_{-\infty}^{\infty} \left[1 - \exp \left(- \frac{|s(t)|^q}{\alpha^q} \right) \right] dt \quad (17)$$

is also derived from (16) in the limit as $\beta \rightarrow -\infty$ after the equalizing procedure. Thus, (16) determines a large family of functionals, which will be referred to as the “superfamily of quasi-duration”. On this basis, the minimum-duration estimate is defined as a solution of the appropriate optimization problem related to minimizing the quasi-duration (16). Assuming $f(t) = const$, below we write the general class of the minimum-duration filtering methods for the discrete case with the following notations: g_i is the sample of observed signal, N is the number of signal samples in filter window, and A denotes the unknown amplitude value, which is the filter output. This class is given by the problem

$$\arg \min_A \left\{ k_S^{(\alpha, \beta, q)} \sum_{i=1}^N \left[\left(1 + \frac{|g_i - A|^q}{\alpha^q} \right)^{\beta/q} - 1 \right] \right\}, \quad (18)$$

where $\alpha > 0$, $-\infty < \beta \leq 1$, $0 < q < \infty$, and $\beta < q$. Note, that $k_S^{(\alpha, \beta, q)} > 0$ for $0 < \beta \leq 1$ and $k_S^{(\alpha, \beta, q)} < 0$ for $-\infty < \beta < 0$. The filtering consists in finding the optimal value of A . The special cases of (18) can be written more simply without the nonessential constants.

The computational complexity of the optimization problem (18) can be reduced [17], when instead of the optimal value, $A \in R$, where R is the set of real numbers, the quasi-optimal value, $A \in \{g_i | i=1, \dots, N\} \subset R$, is computed as the filter output. It is seen that the quasi-optimal value of A makes, at least, one of the terms in the sum (18) equal to zero.

4 EXPERIMENTS AND RESULTS

We have compared the potential capability of the minimum-duration methods in the problem of filtering the constant signal distorted by additive noise. Further, we have selected the q -smoothed root filtering ((18) with $q=2$ and $\beta=1/2$), Demidenko filtering ((18) with $q=2$ and $\beta=-2$), and Meshalkin filtering ((18) with $q=2$ and $\beta \rightarrow \infty$). These methods have been compared with the methods of average, median, pseudo-Huber, myriad and maximum-likelihood (ML) filtering. The three cases, when the constant signal with amplitude $A=1$ was additively distorted by the Cauchy noise (case 1), by the mixture of Cauchy and Laplacian noise (case 2), and by the mixture of Cauchy and Gaussian noise (case 3), have been examined with the same value of the scale parameter for each type of noise. The mixture of Cauchy and Laplacian noise was formed with a priori probabilities of $1/2$ for each. The mixture of Cauchy and Gaussian noise was formed with a priori probabilities of $2/3$ and $1/3$, respectively. Thus, in these cases, the probability density function, $p(z); z \in R$, of noisy signal is defined by

$$p(z) = p_C(z) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{(z-A)^2 + \sigma^2} \quad (\text{in the case 1}),$$

$$p(z) = \frac{1}{2} p_C(z) + \frac{1}{2} p_L(z); \quad p_L(z) = \frac{1}{2\lambda} \exp\left(-\frac{|z-A|}{\lambda}\right);$$

$$\lambda = \frac{\sigma}{\sqrt{2}} \quad (\text{in the case 2}) \quad \text{and} \quad p(z) = \frac{2}{3} p_C(z) + \frac{1}{3} p_G(z);$$

$$p_G(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-(z-A)^2 / 2\sigma^2\right] \quad (\text{in the case 3}).$$

For the calculations, the fragment of noisy constant signal was numerically simulated on a set of $N=121$ discrete samples, where N is the length of filter window. The filtering was to estimate the signal amplitude by finding the location of the global minimum of the corresponding optimization problem with the relative accuracy $0,1\%$. Further, the estimator's Root Mean Square Error (RMSE) averaged arithmetically over 10000 noise realizations have been calculated as a function of the free-adjustable parameter α that associated with the scale parameter of a given noise

distribution. In these calculations, the modified superset of cost functions was used for $q=2$.

Fig. 2 represents the calculated RMSE/ σ ratio vs the α/σ ratio, where $\sigma=0,1$. The solid curves with heavy dots depict the calculated values for the (1) pseudo-Huber filtering, (2) q -smoothed root filtering with $q=2$ and $\beta=1/2$, (3) myriad filtering, (4) Demidenko filtering, and (5) Meshalkin filtering; the dotted curve (6) with heavy dots depicts the calculated values for ML filtering; the dotted horizontal line depicts the calculated value for the median filtering.

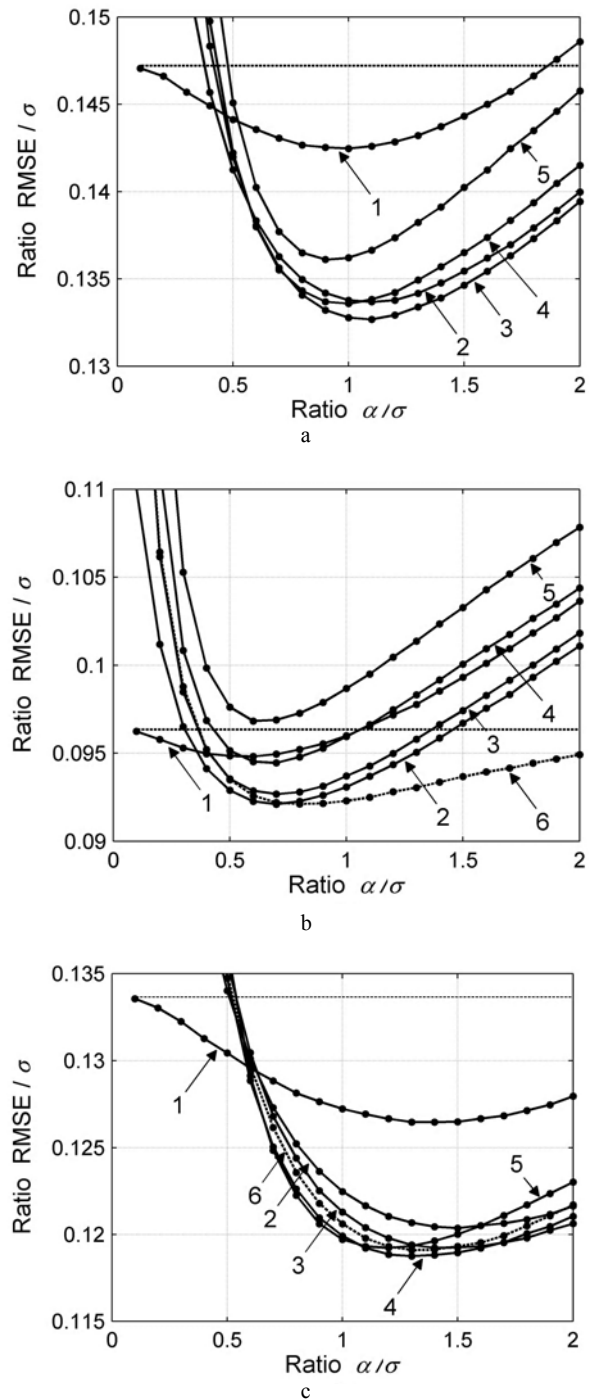


Figure 2 – RMSE/ σ ratio vs α/σ ratio for the constant signal distorted by the (a) Cauchy noise, (b) mixture of Cauchy and Laplacian noise, and (c) mixture of Cauchy and Gaussian noise

5 DISCUSSION

As shown in Fig. 2a, in the case 1 the myriad filtering, which is also the ML filtering, provides the best result at $\alpha/\sigma = 1,1$ (theoretically, $\alpha/\sigma = 1$). Moreover, it provides the best results within the range $0,6 \leq \alpha/\sigma \leq 2$. However, if $\alpha/\sigma \leq 0,4$ and α goes to zero, the performance of the myriad filtering (as well as the other minimum-duration filtering with the exception of the pseudo-Huber filtering) dramatically deteriorates; whereas that of the median filtering remains steady throughout. Note also, if the α/σ ratio becomes larger than 2, the RMSE/ σ ratio becomes the larger for all these methods (except for the median filtering) and tends to the value which is obtained by the average filtering. In the case 2, Fig. 2b shows that the q -smoothed root filtering (with $q = 2$ and $\beta = 1/2$) provides the best result within the range $0.4 \leq \alpha/\sigma \leq 0.7$ and achieves the performance of the ML filtering at $\alpha/\sigma = 0.7$. However, for $\alpha/\sigma \geq 0.8$ the ML filtering, which tends to the median filtering as α goes to infinity, is the best. In the case 3, Fig. 2c shows the advantage of the Demidenko filtering, although this advantage is not significant here. This figure shows that within the range $0.6 \leq \alpha/\sigma \leq 2$ the Demidenko filtering is slightly better than the ML filtering. This can be explained by the fact that the ML estimator has no optimum properties for finite samples. In addition, for all these three cases, the selected minimum-duration filtering methods, used with $q = 2$ (which was close to the optimal value of q) and optimal α , were 5–8 times better than the average filtering. However, the smaller N was, the smaller the advantage.

Thus, these numerical simulations show the following. For the problem of filtering the noisy constant signal, the potential of the minimum-duration filtering exceeds the potential of the median and average filtering. As would be expected, the myriad filtering is the best for the Cauchy noise, the q -smoothed root filtering (with $q = 2$ and $\beta = 1/2$) is the best for the given mixture of Cauchy and Laplacian noise, and the Demidenko filtering is the best for the given mixture of Cauchy and Gaussian noise.

CONCLUSIONS

The goal of signal processing based on the PMD is to produce the signal with the minimum duration. To describe the signal duration in practice, the concept of the signal quasi-duration can be used. This concept is implemented by the quasi-duration functional and, in particular, by the quasi-duration objective function. The superfamily of the quasi-duration functional is proposed. It covers the families that include the q -smoothed median functional, q -smoothed root functional, q -smoothed logarithmic functional, the generalized Demidenko and Meshalkin functionals.

The general class of the minimum-duration filtering methods which depends on the three free-adjustable parameters is introduced. The myriad and meridian filtering methods occupy the intermediate positions in this class.

The potential of the minimum-duration filtering exceeds the potential of the median and average filtering. Theoretically, the minimum-duration filtering methods enable to filter the signal, which is destroyed in more than half length of the filter window, when the median filtering may fail.

By adjusting the free parameters, the proposed approach enables efficient processing of the signal which is distorted by noise of different types. Finding optimal values of α , β and q is the major problem in taking full advantage of the minimum-duration filtering.

REFERENCES

1. Gonzalez J. G. Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments / J. G. Gonzalez, G. R. Arce // IEEE Trans. on Signal Processing. – 2001. – Vol. 49, No. 2. – P. 438–441.
2. Nunez R. C. Fast and accurate computation of the myriad filter via branch-and-bound search / R. C. Nunez, J. G. Gonzalez, G. R. Arce // IEEE Trans. Signal Processing. – 2008. – Vol. 56, No. 7. – P. 3340–3346.
3. Aysal T. C. Meridian filtering for robust signal processing / T. C. Aysal, K. E. Barner // IEEE Trans. on Signal Processing. – 2007. – Vol. 55, No. 8. – P. 3949–3962.
4. Analysis of meridian estimator performance for non-Gaussian PDF data samples / [D. A. Kurkin, V. V. Lukin, A. A. Roenko, I. Djurovic] // Telecommunications and Radio Engineering. – 2010. – Vol. 69, No. 8. – P. 669–679.
5. Huber P. J. Robust estimation of a location parameter / P. J. Huber // Annals of Mathematical Statistics. – 1964. – Vol. 35, No. 1. – P. 73–101.
6. Huber P. J. Robust statistics / P. J. Huber. – New York : John Wiley and Sons, 1981. – 312 p.
7. Carrillo R. E. Generalized Cauchy distribution based robust estimation / R. E. Carrillo, T. C. Aysal, K. E. Barner // Acoustic, Speech and Signal Processing : IEEE International Conference ICASSP 2008, Las Vegas, 31 March – 4 April 2008 : proceedings. – IEEE, 2008. – P. 3389–3392. DOI: 10.1109/ICASSP.2008.4518378
8. Vovk S. M. A minimum-duration method for recovering finite signals / S. M. Vovk, V. F. Borul'ko // Radioelectronics and Communications Systems. – 1991. – Vol. 34. – P. 67–69.
9. Vovk S. M. Elimination of the measurement background by the minimum duration method / S. M. Vovk, V. F. Borulko // Radioelectronics and Communications Systems. – 1998. – Vol. 41. – P. 48–49.
10. Vovk S. M. Statement of a problem of definition of linear signals parameters in quasinormed space / S. M. Vovk, V. F. Borul'ko // Radioelectronics and Communications Systems. – 2010. – Vol. 53. – P. 367–375.
11. Titchmarsh E. C. The theory of functions / E. C. Titchmarsh. – New York : Oxford University Press, 1939. – 454 p.
12. Hartley R. Multiple View Geometry in Computer Vision / R. Hartley, A. Zisserman – Cambridge University Press, 2004. – 645 p.
13. Vovk S. Family of generalized Demidenko functionals for robust estimation / S. Vovk, V. Borulko // Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory: 17th International Seminar/Workshop DIPED'12, Tbilisi, 24–27 September 2012 : proceedings. – IEEE, 2012. – P. 151–154.
14. Демиденко Е. З. Оптимизация и регрессия / Е. З. Демиденко. – М. : Наука, 1989. – 296 с.
15. Meshalkin L. D. Some mathematical methods for the study of non-communicable diseases / L. D. Meshalkin // Uses of epidemiology in planning of health services. Proc. of the Sixth International Scientific Meeting, Primosten, August 29–September 3, 1971. – Belgrade. – 1973. – P. 250–2566.
16. Shevlyakov G. L. Robustness in data analysis: criteria and methods / G. L. Shevlyakov, N. O. Vilchevski. – Utrecht : VSP, 2002. – 310 p.
17. Vovk S. Dual Method of Minimum Spatial Extent / S. Vovk, V. Borulko // Mathematical Methods in Electromagnetic Theory: 14th International Conference MMET-2014, Dnipropetrovsk, Ukraine, 26–28 August 2014 : proceedings. – IEEE, 2014. – P. 144–147. DOI: 10.1109/MMET.2014.6928715.

Article was submitted 10.11.2015.

After revision 02.12.2015.

Борулько В. Ф.¹, Вовк С. М.²

¹Канд. физ.-мат. наук, с.н.с., с.н.с. кафедры прикладной и компьютерной радиофизики Днепропетровского национального университета, Днепропетровск, Украина

²Канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры автоматизированных систем обработки информации Днепропетровского национального университета, Днепропетровск, Украина

ФИЛЬТРАЦИЯ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПА МИНИМУМА ДЛИТЕЛЬНОСТИ

Методы мириадной и меридианной фильтрации известны как робастные методы обработки сигналов. Теория этих методов основана на обобщенном распределении Коши и критерии максимального правдоподобия. Мы представляем альтернативный подход, основанный на принципе минимума длительности, к обоснованию и обобщению методов мириадной и меридианной фильтрации. Предлагаемый подход показывает, что мириадная и меридианная фильтрация являются частными случаями методов фильтрации, которые выводятся из концепции «квазидлительность сигнала». Математически эта концепция реализуется через понятие функционала с помощью предложенного множества стоимостных функций. На этом фундаменте построено «суперсемейство» функционала квазидлительности и введен общий класс методов фильтрации, который зависит от трех свободно-настраиваемых параметров. Приводятся результаты численного моделирования для сравнения эффективности предложенных и стандартных методов для задачи фильтрации постоянного сигнала, который искажен смесью шумов Коши, Лапласа и Гаусса.

Ключевые слова: мириадная фильтрация, меридианная фильтрация, длительность.

Борулько В. Ф.¹, Вовк С. М.²

¹Канд. физ.-мат. наук, с.н.с., с.н.с. кафедры прикладной та комп'ютерної радіофізики Дніпропетровського національного університету, Дніпропетровськ, Україна

²Канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры автоматизированных систем обработки информации Днепропетровского национального университета, Днепропетровск, Украина

ФИЛЬТРАЦИЯ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПА МИНИМУМА ТРИВАЛОСТИ

Методы мириадной и меридианной фильтрации известны как робастные методы обработки сигналов. Теория этих методов основана на узагальненном распределении Коши и критерии максимальной правдоподобности. Мы предлагаем альтернативный подход, основанный на принципе минимума тривалості, до обґрунтування та узагальнення методів міриадної й меридіанної фільтрації. Запропонований підхід показує, що міриадна й меридіанна фільтрації є частинними випадками методів фільтрації, які виводяться з концепції «квазітривалість сигналу». Математично ця концепція реалізується через поняття функціоналу за допомогою запропонованої множини вартісних функцій. На цьому фундаменті побудовано «суперсімейство» функціоналу квазітривалості та уведено загальний клас методів фільтрації, який залежить від трьох параметрів, що вільно налаштовуються. Приводяться результати числового моделювання для порівняння ефективності запропонованих та стандартних методів для задачі фільтрації постійного сигналу, який є спотвореним сумішшю шумів Коші, Лапласа та Гаусса.

Ключові слова: міриадна фільтрація, меридіанна фільтрація, тривалість.

REFERENCES

- Gonzalez J. G., Arce G. R. Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2001, Vol. 49, No. 2, pp. 438–441.
- Nunez R. C., Gonzalez J. G., Arce G. R. Fast and accurate computation of the myriad filter via branch-and-bound search, *IEEE Trans. Signal Processing*, 2008, Vol. 56, No. 7, P. 3340–3346.
- Aysal T. C., Barner K. E. Meridian filtering for robust signal processing, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2007, Vol. 55, No. 8, P. 3949–3962.
- Kurkin D. A., Lukin V. V., Roenko A. A., Djurovic I. Analysis of meridian estimator performance for non-Gaussian PDF data samples, *Telecommunications and Radio Engineering*, 2010, Vol. 69, No. 8, pp. 669–679.
- Huber P. J. Robust estimation of a location parameter, *Annals of Mathematical Statistics*, 1964, Vol. 35, No. 1, pp. 73–101.
- Huber P. J. Robust statistics. New York, John Wiley and Sons, 1981, 312 p.
- Carrillo R. E., Aysal T. C., Barner K. E. Generalized Cauchy distribution based robust estimation, *Acoustic, Speech and Signal Processing: IEEE International Conference ICASSP 2008, Las Vegas, 31 March – 4 April 2008: proceedings*. IEEE, 2008, pp. 3389–3392. DOI: 10.1109/ICASSP.2008.4518378
- Vovk S. M., Borul'ko V. F. A minimum-duration method for recovering finite signals, *Radioelectronics and Communications Systems*, 1991, Vol. 34, pp. 67–69.
- Vovk S. M., Borulko V. F. Elimination of the measurement background by the minimum duration method, *Radioelectronics and Communications Systems*, 1998, Vol. 41, pp. 48–49.
- Vovk S. M., Borul'ko V. F. Statement of a problem of definition of linear signals parameters in quasinormed space, *Radioelectronics and Communications Systems*, 2010, Vol. 53, pp. 367–375.
- Titchmarsh E. C. The theory of functions. New York, Oxford University Press, 1939, 454 p.
- Hartley R., Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision. Cambridge University Press, 2004, 645 p.
- Vovk S., Borulko V. Family of generalized Demidenko functionals for robust estimation, *Direct and Inverse Problems of Electromagnetic and Acoustic Wave Theory: 17th International Seminar/Workshop DIPED'12, Tbilisi, 24–27 September 2012: proceedings*. IEEE, 2012, pp. 151–154.
- Demidenko E. Z. Optimizacija i regressija. Moscow, Nauka, 1989, 296 p.
- Meshalkin L. D. Some mathematical methods for the study of non-communicable diseases, *Uses of epidemiology in planning of health services. Proc. of the Sixth International Scientific Meeting, Primosten, August 29–September 3, 1971*. Belgrade, 1973, pp. 250–2566.
- Shevlyakov G. L., Vilchevski N. O. Robustness in data analysis: criteria and methods. Utrecht, VSP, 2002, 310 p.
- Vovk S., Borulko V. Dual Method of Minimum Spatial Extent, *Mathematical Methods in Electromagnetic Theory: 14th International Conference MMET-2014*. Dnipropetrovsk, Ukraine, 26–28 August 2014, proceedings, IEEE, 2014, P. 144–147. DOI: 10.1109/MMET.2014.6928715.

РАДІОЕЛЕКТРОНІКА ТА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЇ

РАДІОЕЛЕКТРОНИКА ТА ТЕЛЕКОММУНІКАЦИИ

RADIO ELECTRONICS AND TELECOMMUNICATIONS

УДК 638.235.231

Зінченко М. В.¹, Зінковський Ю. Ф.²

¹Канд. техн. наук, доцент кафедри радіоконструювання та виробництва радіоапаратури Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут», Київ, Україна

²Д-р техн. наук, професор, професор кафедри радіоконструювання та виробництва радіоапаратури Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут», Київ, Україна

ШИРОКОСМУГОВІ РОЗСІЮВАЧІ В ЗАДАЧАХ НЕЛІНІЙНОЇ РАДІОЛОКАЦІЇ

Вирішено завдання впровадження єдиного імітатора нелінійного розсіювача для визначення показників призначення нелінійних радіолокаторів. Показано, що для об'єктивного порівняння нелінійних радіолокаторів за показниками призначення у реальних умовах необхідно враховувати вплив на розсіюваний нелінійним об'єктом сигнал випромінювань вузькосмугових сторонніх джерел та відгуків структур «метал-окисел-метал». Штатні імітатори розсіювачів, що входять до комплексу нелінійних радіолокаторів, не можна використовувати у якості еталонних, оскільки вони є резонансними. Запропоновано використовувати імітатор нелінійного розсіювача на базі двозаходової плоскої спіральної антени з узгодженим нелінійним навантаженням, оскільки за рахунок широкосмуговості та еліптичної поляризації матимемо ефективне поглинання енергії зонduючого сигналу з подальшим перевипромінюванням вагомим за рівнем нелінійних продуктів у порівнянні з випромінюваннями вузькосмугових сторонніх джерел та спектральних складових відгуків структур «метал-окисел-метал». Проведені у «польових» умовах експериментальні дослідження підтвердили вказані переваги запропонованого імітатора над штатними калібрувальними розсіювачами. Вимірювання для нелінійних радіолокаторів максимальної відстані виявлення вибірки імітаторів на базі двозаходової плоскої спіральної антени з узгодженим нелінійним навантаженням показали високу відтворюваність параметрів розсіювачів, що дозволяє використовувати їх у якості еталонів.

Ключові слова: ближня радіолокація, нелінійний радіолокатор, зонduючий сигнал, імітатор нелінійного розсіювача, двозаходова плоска спіральна антена.

НОМЕНКЛАТУРА

НР – нелінійний радіолокатор;
НРс – нелінійний розсіювач;
МОМ – «метал-окисел-метал»;
ЗС – зонduючий сигнал;
ККД – коефіцієнт корисної дії;
НВЧ – надвисокі частоти;
ДС – діаграма спрямованості;
КСД – коефіцієнт спрямованої дії;
ПСА – плоска спіральна антена;
 A – векторний потенціал поляризаційної структури поля випромінювання ПСА;
 J – вектор комплексної амплітуди об'ємної щільності струму;
 $G(R)$ – функція Гріна для вільного простору;
 R – відстань спостереження;
 V – об'єм випромінюючої системи
 k – хвильове число;
 μ_0 – абсолютна магнітна проникність середовища;

AR – рівень послаблення зонduючого сигналу в дБ;
 BR – чутливість приймачів другої і третьої гармонік в дБ.

ВСТУП

Нелінійна радіолокація використовується у багатьох сферах людської діяльності: технічний захист інформації, технології військового призначення, неруйнівний контроль якості виробів тощо. Нелінійні радіолокатори (НР) призначені для виявлення «закладних» радіоелектронних пристроїв, складовими елементної бази котрих є напівпровідникові прилади. Функціонування НР безпосередньо пов'язане з ефектом перевипромінювання нелінійними розсіювачами (НРс) – антенними структурами з нелінійним навантаженням, у простір під час зондування нових спектральних складових, не характерних для спектру опромінюючого сигналу (кратні гармоніки чи комбінаційні частоти). За результатом аналізу характеристик прийнятих нелінійних продуктів сигналу відгуку опе-

ратор робить висновок щодо знаходження та ідентифікацію у досліджуваному середовищі НРС [1–3].

Як правило, у реальних умовах використання нелінійних радіолокаторів на корисний сигнал відгуку від шуканого НРС накладаються спектральні складові з тими ж частотами від випромінювань вузькосмугових сторонніх джерел та відгуків структур «метал-окисел-метал» (МОМ-структур).

Вплив зовнішніх завад на НРС може призводити до появи мультиплікативних складових в розсіяному сигналі, що може створити фіктивні сигнали відгуку навіть при відсутності ЗС НР. Частота завадового сигналу може виявитися близькою до частоти корисного розсіяного сигналу та потрапити у смугу приймача. Боротьба з зовнішніми завадами вирішується, як правило, обранням частоти ЗС, забезпеченням можливості її зміни та відповідними схмотехнічними та конструкторськими рішеннями [4–5].

Причина виникнення «хвибних» відгуків від МОМ-структур пов'язана з тим, що слабкі металеві контакти, як правило, є квазінелійними елементами з симетричною вольт-амперною характеристикою. При цьому контактні нелінійності є джерелом нелінійних продуктів, в основному, непарного порядку, а присутні гармоніки парного порядку за рівнем менші на 20 дБ і більше. Селекція шуканих НРС від МОМ-структур здійснюється: за відношенням рівнів прийнятих перевипромінювань другої та третьої гармонік частоти ЗС НР; за характером зміни амплітуди сигналу на виході приймача поблизу перевипромінюючого об'єкта; за реакцією об'єкта на вібродію [6–7].

Таким чином, ефективність використання нелінійних радіолокаторів безпосередньо пов'язана з мінімізацією впливу випромінювань вузькосмугових сторонніх джерел та відгуків структур «метал-окисел-метал».

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Сертифікація нелінійних радіолокаторів передбачає випробування за багатьма показниками їх якості, вагомим серед яких є максимальна відстань виявлення об'єкта пошуку. Об'єктивність порівняння зразків нелінійних радіолокаторів за цим показником вимагає впровадження єдиного імітатора НРС [8–10]. Штатний калібрувальний розсіювач, відносно якого виконується налаштування в «польових» умовах конкретного НР, у більшості випадків є резонансним та налаштованим на частоту ЗС НР. Таким чином, він ефективно поглинає енергію зондуючого сигналу певного НР і перевипромінює достатньо вагомий за рівнем нелінійні продукти у порівнянні з випромінюваннями вузькосмугових сторонніх джерел та спектральних складових відгуків МОМ-структур. Оскільки робоча частота ЗС для різних типів НР лежить у широкому діапазоні (600...1000) МГц, то штатні резонансні імітатори НРС по різному поглинатимуть опромінюючий сигнал однакової підведеної потужності від нелінійних радіолокаторів. Таким чином, для об'єктивного порівняння єдиний імітатор НРС повинен задовольняти наступним вимогам: бути широкосмуговим; мати кругову або еліптичну поляризацію; конструктивно здатним до високої відтворюваності параметрів; забезпечувати спря-

мовану передачу потужності; володіти високим коефіцієнтом корисної дії (ККД); забезпечувати заданий рівень узгодження з нелінійним навантаженням.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

В Україні та Росії за напрямком нелінійної радіолокації працювали групи дослідників під керівництвом Штейншлейгера В. Б., Вернигорова Н. С., Парватова Г. Н., Петрова Б. М., Горбачева О. О., Шифріна Я. С. та інших.

Провідними американськими дослідниками у нелінійній радіолокації стали Thomas H. Jones, Bruce R. Barsumian, Robert A. Rubega та інші. В Англії – відповідно James H. Stephen, John D. McCann, Steven John Holmes, Andrew Barry Stephen та інші.

Потужність неперервного ЗС НР в більшості випадків становить 10...850 мВт. В імпульсному режимі випромінювання пікова потужність в імпульсі 5...400 Вт. Деякі сучасні НР мають можливість зміни потужності ЗС. Чутливість приймачів сучасних НР лежить у межах від 10^{-15} до 10^{-11} Вт. В імпульсних вона трохи гірша, що пояснюється відповідною перевагою рівня пікової потужності імпульсних передавачів (приблизно на 35–40 дБ). У більшості НР використовуються приймачі з регульованою чутливістю. Діапазон регулювання цього параметра становить 30...50 дБ [6, 11].

Дальність дії більшості НР обмежена величиною близько 1 м. Обмеження відповідає варіанту роботи на відкритих площах або у великих необладнаних приміщеннях. Для офісних приміщень можливості виявлення ще скромніші, що пов'язано з високою концентрацією різних завад [6, 11, 12]. З поняттям максимальної дальності дії тісно пов'язана максимальна глибина виявлення об'єктів у досліджуваному середовищі. Для будівельних конструкцій вона може досягати лише декількох десятків сантиметрів.

Згідно з [6, 11] дальність виявлення НРС при імпульсному режимі набагато більша в порівнянні з неперервним випромінюванням ЗС НР.

Дальність дії нелінійних радіолокаторів може варіюватися не тільки їх енергетичним потенціалом і коефіцієнтом шуму прийомного пристрою, але і паразитними або побічними нелійними ефектами [6]:

- паразитні бічні пелюстки діаграми спрямованості (ДС) випромінюючої антени НР провокують появу побічних гармонік від навколишніх радіоелектронних засобів;
- наявність у ЗС НР паразитних гармонічних складових, які, відбиваючись від поверхні, попадають у прийомний тракт НР;
- виникнення в досліджуваному об'єкті за певних умов ефектів, які якісно впливають на зміну властивостей його демаскуючих ознак.

Широкий спектр практичного використання ефекту нелінійного розсіювання в багатьох сферах людської діяльності сприяв появі численних фундаментальних досліджень за тематикою нелінійної радіолокації. Більшість проведених робіт присвячені задачі підвищення ефективності виявлення, ідентифікації та локалізації нелінійних розсіювачів на фоні різних завад. Сучасні нелінійні радіолокатори для пошуку, ідентифікації та локалізації нелінійних розсіювачів використовують первинні демаскуючі ознаки нелінійних розсіювачів, тобто всі можливі спостере-

жувані за допомогою відповідної апаратури явища та процеси в досліджуваному середовищі, які породжуються або зазнають певних змін за рахунок наявних нелінійностей характеристик напівпровідникових структур НРС.

Як правило, підвищення ефективності нелінійних радіолокаторів у теперішній час зводиться до збільшення потужності випромінюваного НВЧ-сигналу НР, підвищення чутливості приймачів, вибору оптимальних параметрів ЗС тощо. Все це вимагає вирішення досить складних схематичних та конструкторських задач електромагнітної сумісності, забезпечення високої точності вихідних параметрів, заводостійкості тощо. При цьому вираш в більшості випадків незначний та не відповідає витратам [13].

Паспортні дані більшості представлених на ринку нелінійних радіолокаторів на показники ефективності використання (дальність дії, роздільна здатність, вибірковість тощо) важко співставити нормативам документа технічного захисту інформації НД ТЗІ 1.4.-002-08 «Радіолокатори нелінійні. Класифікація. Рекомендовані методи та засоби випробувань». При цьому випробування за нормативним документом необхідно здійснювати у лабораторних умовах. Запропонований в документі імітатор необхідно підлаштовувати під кожний НР, що теж додає незручностей та вносить вагому похибку.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Перспективними в якості антенних структур імітатора НРС є спіральні антени, оскільки вони є ширококутовими та мають еліптичну поляризацію [14].

Плоскі спіральні антени (ПСА) виконуються зі спіралей двох видів: рівнокутних логарифмічних і арифметичних (архімедових). Гілки спіралей можуть бути або провідниками, розташованими на діелектричній основі, або виконуватися у вигляді щілин в провідній площині. Зазвичай плоскі спіралі мають дві гілки і залежно від фазових співвідношень в точці збудження можуть працювати в двох режимах: осьовому (направленому) і ненаправленому випромінюванні. Якщо дві гілки спіралі збуджуються в протифазі, то виникає режим осьового випромінювання, при якому головна пелюстка діаграми спрямованості розташована уздовж осі спіралі. Режим ненаправленого випромінювання, при якому поле максимальне в площині спіралі, має місце при синфазному збудженні її гілок.

Аналіз роботи плоскої антени, виконаної з архімедової спіралі, базується на твердженні, що її випромінювання визначається в основному тим витком, де струми в суміжних елементах спіралі майже синфазні. За межами основного випромінюючого витка існують додаткові витки, параметри яких кратні параметрам основного. Однак експериментальні дані показують, що ці смужки випромінюють лише малу частину енергії. При зміні довжини хвилі основний випромінюючий виток автоматично переміщується уздовж радіуса спіралі, зберігаючи постійність своєї електричної довжини.

Спіральні антени з коефіцієнтом перекриття по частоті від 1,5 до 10 дозволяють формувати односпрямовані ДС шириною ($90^\circ \dots 180^\circ$) з коефіцієнтом спрямованої дії (КСД) (2...8).

Для ПСА вхідний опір і розподіл струму на провідниках розраховується із застосуванням методу узагальнених наведених ЕРС. Для аналізу поляризаційної структури поля випромінювання ПСА використовується метод векторного потенціалу [14]:

$$A = \frac{\mu_0}{4\pi} \int_V JG(R) dV,$$

де A – векторний потенціал у довільній точці спостереження, який визначається на підставі відомого (попередньо обчисленого) розподілу збуджуючого струму; J – вектор комплексної амплітуди об'ємної щільності стороннього електричного струму; $G(R) = \exp(-jkR)/R$ – функція Гріна для вільного простору; R – відстань між точками спостереження та інтегрування; V – об'єм, заповнений струмами випромінюючої системи; k – хвильове число; μ_0 – абсолютна магнітна проникність середовища.

Для поляризаційних досліджень двозаходової ПСА широко використовуються два методи, які визначені видом розкладання електромагнітної хвилі: на дві хвилі з ортогональними лінійними поляризаціями і на дві хвилі з круговими поляризаціями протилежного напрямку обертання [14].

Розглянемо в якості антенної структури імітатора НРС двозаходову ПСА з нелінійним навантаженням. Для проведення розрахунків обрано діапазон частот (0,8...3) ГГц. Двозаходова ПСА з максимальним радіусом 26 мм, виконана з фольгованого текстоліту і навантажена на діод типу КД-522А в точках А і В (рис. 1).

Геометричні параметри випромінюючої структури: кількість входів – 2; початковий радіус (22...26) мм; кількість витків 2...3. У смузі частот (0,8...3) ГГц діаграма спрямованості зазнає змін (рис. 2, 3). Коефіцієнт спрямованої дії на частоті 1 ГГц становить (6,5...2,5) за шириною головної пелюстки ДС ($90^\circ \dots 120^\circ$).

КСД на частоті 2 ГГц становить (2,0...0,5) дБ за шириною головної пелюстки ДС ($120^\circ \dots 160^\circ$). На частотах понад 2 ГГц спостерігається зниження КСД, обумовлене розширенням головної пелюстки ДС і зростанням ширини випромінювання.

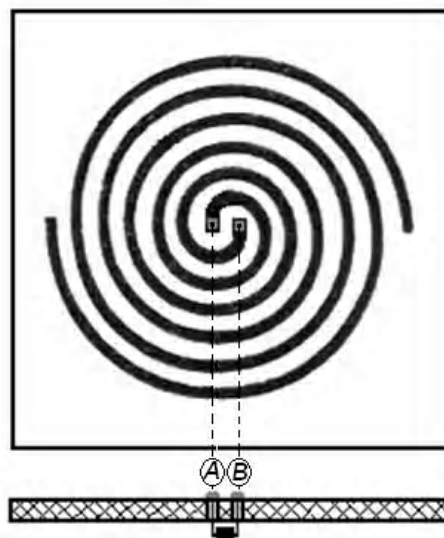


Рисунок 1 – Імітатор НРС на базі плоскої двозаходової спіральної антени

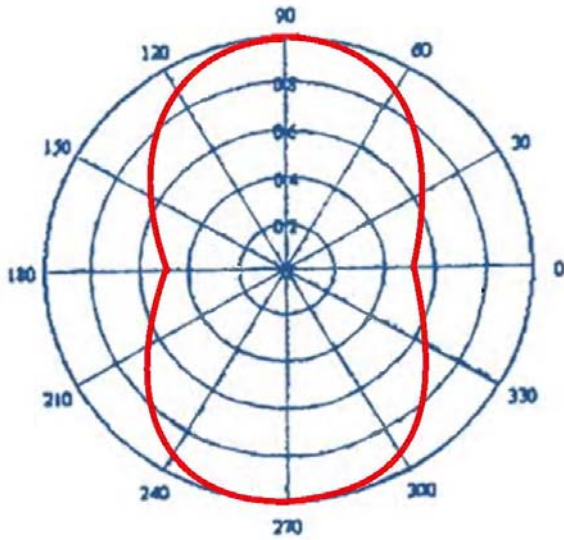


Рисунок 2 – ДС ПСА, розрахована в наближенні заданого струму в Matchcad 13 для частоти 1 ГГц

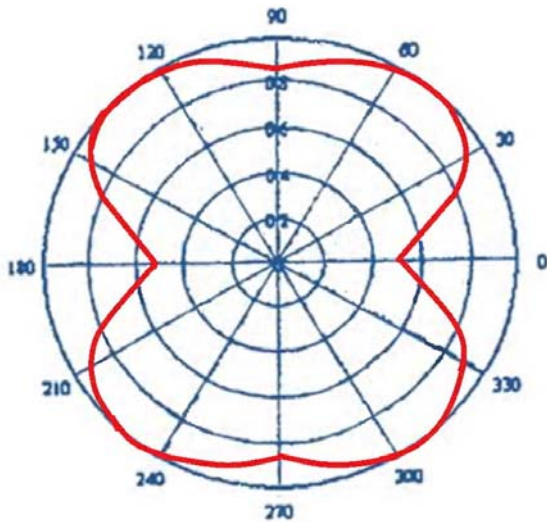


Рисунок 3 – ДС ПСА, розрахована в наближенні заданого струму в Matchcad 13 для частоти 2 ГГц

4 ЕКСПЕРИМЕНТ

Для підтвердження ефективності розробленого імітатора були проведені експериментальні дослідження у реальних умовах трьох зразків розсіювачів (одного на базі ПСА та двох на базі симетричного вібратора) нелінійним радіолокатором «NR-μ», антени якого мають кругову поляризацію (кругова поляризація антен є характерною для більшості НР, оскільки її застосування суттєво покращує спроможність виявлення радіоелектронних об'єктів), максимальна потужність сигналу зондування в імпульсі становить 250 Вт на частоті 848 МГц, а чутливість приймачів не перевищує – 140 дБ/Вт. Дослідження проводилися за схемою, представленою на рис. 4. Зазначимо, що в експерименті резонансні імітатори НРС на базі симетричного вібратора мали різну довжину пліч (на рис. 4 а довжина пліч штатного імітатора НРС співрозмірна з довжиною хвилі 3С НР, а на рис. 4 б – на порядок менша).

Виміри проводилися для рівнів другої та третьої гармонік сигналу відгуку у шістьох точках згідно рис. 4. При-

чому основна площина досліджуваних зразків була розміщена перпендикулярно до осі, на якій лежать точки спостереження 1, 2 та 3.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати дослідження співрозмірного з довжиною хвилі 3С НР симетричного вібратора з узгодженим у навантаженні діодом КД522А (рис. 4а) у вигляді гістограм співвідношень рівнів другої та третьої гармонік сигналу відгуку в дБ, приведені на рис. 5, 6, де AR – рівень послаблення зондуючого сигналу в дБ, BR – чутливість приймачів другої і третьої гармонік в дБ (ці позначення використані і на рис. 7–10).

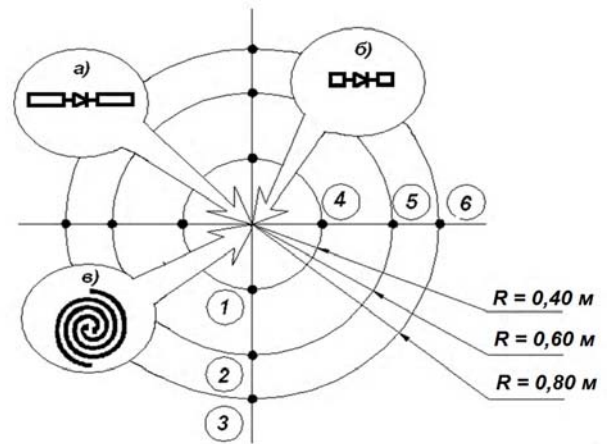


Рисунок 4 – Схема дослідження ефективності ідентифікації НРС

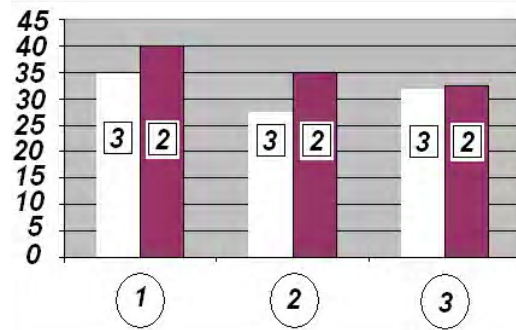


Рисунок 5 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 1, 2 і 3, згідно з рис. 4 при $AR=0$ дБ, $BR=0$ дБ

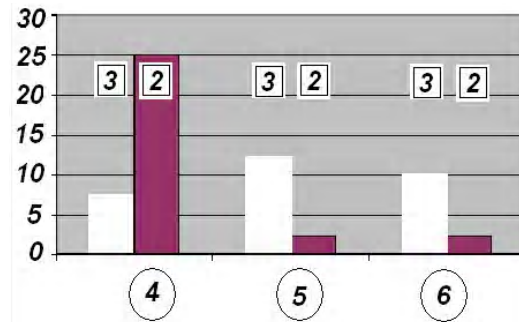


Рисунок 6 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 4, 5 і 6, згідно з рис. 4 при $AR=-5$ дБ, $BR=0$ дБ

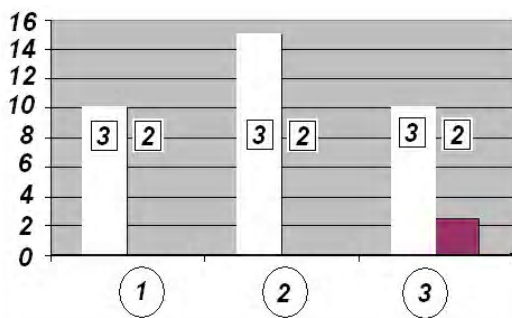


Рисунок 7 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 1, 2 і 3, згідно з рис. 4 при $AR = -5$ дБ, $BR = 0$ дБ

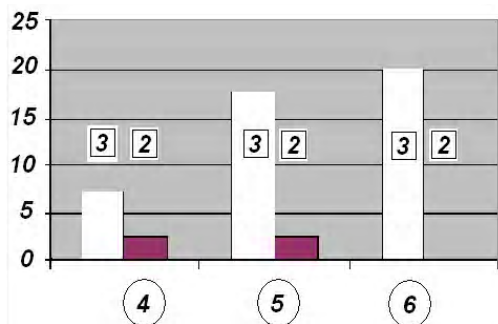


Рисунок 8 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 4, 5 і 6, згідно з рис. 4 при $AR = -5$ дБ, $BR = 0$ дБ

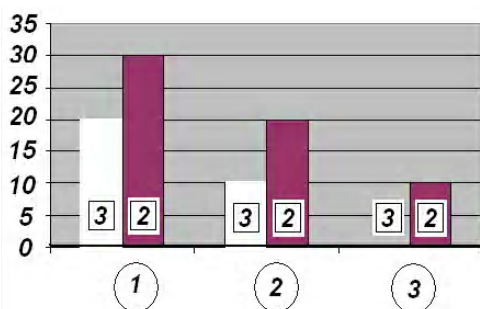


Рисунок 9 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 1, 2 і 3, згідно з рис. 4 при $AR = -10$ дБ, $BR = -30$ дБ

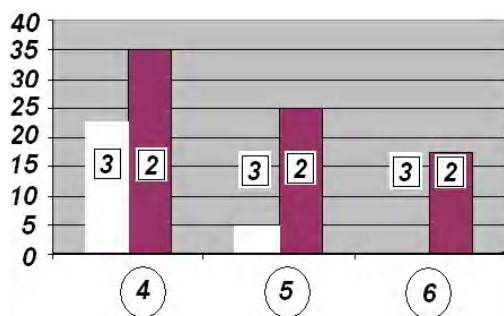


Рисунок 10 – Рівні гармонік, дБ, виміряних в точках 4, 5 і 6, згідно з рис. 4 при $AR = -10$ дБ, $BR = -20$ дБ

На рис. 7, 8 представлені дослідження для штатного НРС з «електрично малою» антеною з узгодженим у навантаженні діодом КД522А (рис. 4 б).

На рис. 9, 10 приведені результати дослідження двозаходової ПСА з узгодженим у навантаженні діодом КД522А (рис. 4 в).

У табл. 1, для п'яти різних типів серійних НРС: y_1 – «ОНЕГА 3»; y_2 – «NR 900М»; y_3 – «NR 900Е»; y_4 – «РОДНИК 23»; y_5 – «ЦИКЛОН М1А», приведені результати дослідження максимальної відстані виявлення зразків імітатора НРС на базі двозаходової ПСА з узгодженим у навантаженні діодом КД522А (виміри здійснювались перпендикулярно основній площині досліджуваних зразків).

6 ОБГОВОРЕННЯ

З рис. 9–10 видно, що імітатор на базі двозаходової ПСА з узгодженим нелінійним навантаженням за рахунок широкопосмуговості та еліптичної поляризації перевипромінює досить вагомий рівень нелінійних продуктів сигналу відгуку у порівнянні з резонансними калібрувальними розсіювачами. Це дає можливість у реальних умовах чітко його ідентифікувати апаратурою нелінійної радіолокації на досить великих відстанях при будь-якій його просторовій орієнтації відносно дії ЗС, оскільки маємо ефективне поглинання енергії зондуючого сигналу з подальшим перевипромінюванням вагомим за рівнем нелінійних продуктів, що значимо переважають наявні випромінювання вузькосмугових сторонніх джерел та спектральних складових відгуків структур «метал-окисел-метал» [15, 16].

Значний вплив оточуючого середовища підтверджує хибна ідентифікація штатного резонансного НРС з «електрично малою» антеною з узгодженим нелінійним навантаженням як МОМ-структури, оскільки рівень третьої гармоніки суттєво перевищував рівень другої (див рис. 7, 8).

Чітка ідентифікація співрозмірного з довжиною хвилі ЗС НРС симетричного вібратора з узгодженим навантаженням на великих для нелінійної радіолокації відстанях можлива лише за умови перпендикулярної орієнтації основної площини досліджуваного зразка дії ЗС НРС (рис. 5). У випадку опромінення «збоку» зі збільшення відстані значимим стає вплив оточуючого середовища, тому резонансний імітатор НРС ідентифікується за співвідношенням рівнів другої та третьої гармонік як МОМ-структура (рис. 6).

Дослідження максимальної відстані виявлення імітаторів НРС на базі двозаходової ПСА з узгодженим нелінійним навантаженням проводилися для восьми зразків з метою перевірки якості відтворення їх параметрів (табл. 1).

На рис. 11 згідно результатів табл. 1 представлена кумулятивна функція розподілу максимальної відстані виявлення розробленого імітатора НРС серійними нелінійними радіолокаторами [17]. З якісного візуального аналізу представленої кумулятивної функції можна зробити висновок, що закон розподілу з високою довірчою вірогідністю є нормальним.

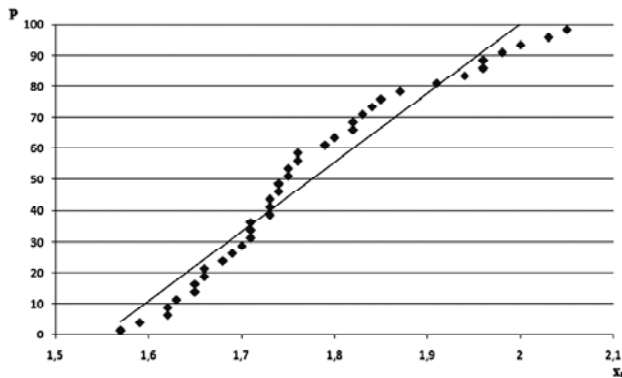
Перевірка гіпотези щодо виду функції розподілу за критерієм Шапіро-Уїлка згідно ISO 5479-97 теж підтвердила, що розподіл у вибірці є нормальним, не відхиляється при рівні значимості $\alpha = 0,05$.

Нормальний закон розподілу та мінімальні розходження середніх значень максимальної відстані виявлення по зразкам широкопосмугових імітаторів НРС (відповідність критеріям Фішера за довірчої ймовірності 99,8% [17]) свідчить про високу якість відтворення параметрів імітаторів НРС на базі двозаходової ПСА з узгодженим нелінійним навантаженням, а тому їх можна вважати за еталонні.

За середніми значеннями максимальної відстані виявлення еталонних зразків нелінійними радіолокаторами можна здійснити впорядкування типів НРС за ефективністю використання. Так, кращим є «ЦИКЛОН М1А», а гіршим «ОНЕГА 3». Причому відносно середнього значення по всій вибірці значень максимальної відстані

Таблиця 1 – Дослідження максимальної відстані виявлення зразків імітатора НРС

Досліджувані пристрій, на базі ПСА	Максимальна відстань виявлення об'єкта за видами НР, м					Середні значення по імітаторам НРС
	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	
Зразок №1	1,73	1,80	1,76	1,62	2,00	1,78
Зразок №2	1,68	1,76	1,83	1,59	2,05	1,78
Зразок №3	1,62	1,82	1,85	1,66	1,98	1,79
Зразок №4	1,65	1,73	1,74	1,71	1,96	1,76
Зразок №5	1,66	1,82	1,71	1,70	1,94	1,77
Зразок №6	1,71	1,75	1,73	1,57	2,03	1,76
Зразок №7	1,74	1,87	1,84	1,63	1,91	1,80
Зразок №8	1,69	1,79	1,75	1,65	1,96	1,77
Середні значення по НР	1,69	1,79	1,78	1,64	1,98	

Рисунок 11 – Кумулятивна функція P розподілу максимальної відстані виявлення імітатора НРС на базі двозаходової ПСА серійними нелінійними радіолокаторами

виявлення еталонів (1,77 м), показник якості для «ЦИКЛОН М1А» на 11% кращий, а для «ОНЕГА 3» відповідно на 14% гірший.

ВИСНОВКИ

Сертифікація нелінійних радіолокаторів вимагає впровадження єдиного імітатора нелінійного розсіювача (НРс). Штатні калібрувальні розсіювачі, відносно яких виконується налаштування в «польових» умовах нелінійних радіолокаторів (НР), у більшості випадків є резонансними та налаштовані на конкретну частоту зондуючого сигналу (ЗС). Тому їх не можна обрати для об'єктивного порівняння приладів через широкий діапазон частот зондування (600...1000) МГц існуючих видів НР. Адаже необхідно забезпечити ефективне поглинання енергії ЗС НР і перевипромінювання достатньо вагомим за рівнем нелінійних продуктів у порівнянні з випромінюваннями вузькосмугових сторонніх джерел та спектральних складових відгуків структур «метал-окисел-метал». Для об'єктивного порівняння в якості єдиного імітатора НРС доцільно використати двозаходову плоску спіральну антену (ПСА) з узгодженим нелінійним навантаженням, оскільки він задовольняє пред'явленим вимогам: широкосмуговий; має еліптичну поляризацію; конструктивно здатний до високої відтворюваності параметрів; забезпечує спрямовану передачу потужності; володіє високим коефіцієнтом корисної дії; забезпечує заданий рівень узгодження з нелінійним елементом. Експериментальні дослідження показали, що запропонований імітатор за рахунок широкосмуговості та еліптичної поляризації перевипромінює досить вагомий рівень нелінійних продуктів сигналу відгуку у порівнянні з резонансними калібрувальними розсіювачами. Що дає можливість у польових умовах чітко його ідентифікувати апаратурою нелінійної радіолокації на досить великих відстанях при будь-якій просторовій орієнтації відносно дії ЗС. Дослідження максимальної відстані виявлення різними НР зразків широкосмугового імітатора НРС підтвердили прогнозовані

мінімальні розходження результатів, що свідчить про високу якість відтворення параметрів розсіювачів, а отже, можливість їх використання в якості еталонних. Це забезпечує отримання значень показників ефективності використання НР, які легко співставляються з нормативами документа технічного захисту інформації НД ТЗІ 1.4.–002–08 «Радіолокатори нелінійні. Класифікація. Рекомендовані методи та засоби випробувань».

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Вернигоров Н. С. Нелинейный локатор – эффективное средство обеспечения безопасности в области утечки информации / Н. С. Вернигоров // Конфидент. – 1996. – № 1. – С. 67.
- Вернигоров Н. С. Практические применения нелинейного радиолокатора / Н. С. Вернигоров // Безопасность от А до Я. – 1998. – № 2–3. – С. 14–15.
- Вернигоров Н. С. Процесс нелинейного преобразования и рассеяния электромагнитного поля электрически нелинейными объектами / Н. С. Вернигоров // Радиотехника и электроника. – 1997. – Т. 42, № 10. – С. 1181–1185.
- Беляев В. В. Состояние и перспективы развития нелинейной радиолокации / В. В. Беляев, А. Т. Маюнов, С. Н. Разиньков // Зарубежная радиоэлектроника. Успехи современной радиоэлектроники. – 2002. – № 6. – С. 59–78.
- Помехи в системах нелинейного зондирования / [А. А. Горбачев, С. В. Лавцов, С. П. Тараканков, Е. П. Чигин] // Радиотехника и электроника. – 1998. – Т. 43, № 1. – С. 71–76.
- Хорошко В. А. Методы и средства защиты информации / В. А. Хорошко, А. А. Чекатков. – К.: «Юниор», 2003. – 504 с.
- Распознавание нелинейных рассеивателей, содержащих несовершенные металлические контакты или полупроводниковые радиокомпоненты / [А. П. Колбанов, А. А. Потапов, Е. Е. Степанов, Е. П. Чигин] // Нелинейный мир. – 2005. – Т. 3, № 4. – С. 239–244.
- Калабухов В. А. Нелинейная радиолокация: принципы сравнения / В. А. Калабухов, Д. В. Ткачев // Специальная техника. – 2001. – № 2. – С. 28.
- Вернигоров Н. С. К вопросу о принципе сравнения в нелинейной радиолокации / Н. С. Вернигоров, Т. В. Кузнецов // ИНФОРМОСТ Радиоэлектроника и Телекоммуникации. – 2002. – № 3(21). – С. 7–14.
- Авдеев В. Б. Методический аппарат для оценки эффективности средств нелинейной радиолокации и противорадиолокации / В. Б. Авдеев, С. Н. Паньчев, Д. В. Сенькевич // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2007. – Т. 3, № 4. – С. 115–119.
- Зыонг Дык Тхиен. Исследование возможностей и методов построения аппаратуры для нелинейной радиолокации: дис. ... к.т.н. : 05.12.04 / Зыонг Дык Тхиен. – М., 2007. – 153 с.
- Захаров А. В. Методика работы с различными моделями нелинейных локаторов / А. В. Захаров // Конфидент. Защита информации. – 2001. – № 4. – С. 43–47.
- Вернигоров Н. С. Влияние антенно-фидерного тракта нелинейного объекта на дальность обнаружения в нелинейной локации / Н. С. Вернигоров, В. Б. Харин // Радиотехника и электроника. – 1997. – Т. 42, № 12. – С. 1267.
- Юрцев О. А. Спиральные антенны / О. А. Юрцев, А. В. Рунов, А. Н. Казарин. – М.: Сов. радио, 1974. – 224 с.

15. Козлов А. И Эффективная площадь рассеяния нелинейных отражателей / А. И. Козлов, Д. В. Колядов // Научный вестник МГТУ ГА. Радиофизика и радиотехника. – 2004. – № 79. – С. 36–40.
16. Зинченко М. В. Рассеивание плоских волн системой симметричных вибраторов с нелинейными нагрузками при воздействии нелинейного радиолокатора / М. В. Зинченко, Ю. Ф. Зиньковский // Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника. НТУУ «КПИ». – 2010. – Том 53, № 10. – С. 24–34.

17. Радченко С. Г. Математическое моделирование технологических процессов в машиностроении / С. Г. Радченко. – К. : ЗАО «Укрспецмонтажпроект», 1998. – 274 с.

Стаття надійшла до редакції 10.11.2015.
Після доробки 02.12.2015.

Зинченко М. В.¹, Зиньковский Ю. Ф.²

¹Канд. техн. наук, доцент кафедры радиоконструирования и производства радиоаппаратуры Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт», Киев, Украина

²Д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры радиоконструирования и производства радиоаппаратуры Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт», Киев, Украина

ШИРОКОПОЛОСНЫЕ РАССЕИВАТЕЛИ В ЗАДАЧАХ НЕЛИНЕЙНОЙ РАДИОЛОКАЦИИ

Решена задача внедрения единого имитатора нелинейного рассеивателя для определения показателей назначения нелинейных радиолокаторов. Показано, что для объективного сравнения нелинейных радиолокаторов по показателям назначения в реальных условиях необходимо учитывать влияние на рассеиваемый нелинейным объектом сигнал излучения узкополосных сторонних источников и откликов структур «металл-окисел-металл». Штатные имитаторы рассеивателей, входящие в комплект нелинейных радиолокаторов, нельзя использовать в качестве эталонных, поскольку они являются резонансными. Предложено использовать имитатор нелинейного рассеивателя на базе двохазодовой плоской спиральной антенны с согласованной нелинейной нагрузкой, поскольку за счет широкополосности и эллиптической поляризации будем иметь эффективное поглощение энергии зондирующего сигнала с последующим переизлучением весомых по уровню нелинейных продуктов по сравнению с излучениями узкополосных сторонних источников и спектральных составляющих откликов структур «металл-окисел-металл». Проведенные в «полевых» условиях экспериментальные исследования подтвердили указанные преимущества предложенного имитатора над штатными калибровочными рассеивателями. Измерения для нелинейных радиолокаторов максимального расстояния обнаружения выборки имитаторов на базе двохазодовой плоской спиральной антенны с согласованной нелинейной нагрузкой показали высокую воспроизводимость параметров рассеивателей, что позволяет использовать их в качестве эталонов.

Ключевые слова: ближняя радиолокация, нелинейный радиолокатор, зондирующий сигнал, имитатор нелинейного рассеивателя, двохазодовая плоская спиральная антенна.

Zinchenko M. V.¹, Zinkovskiy Yu. F.²

¹PhD., Department of Radio Design and Electronic Radio Equipment Manufacture of the National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Kiev, Ukraine

²DrSc., Professor, Department of Radio Design and Electronic Radio Equipment Manufacture of the National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute», Kiev, Ukraine

BROADBAND SCATTERERS IN NONLINEAR RADAR

The problem of a single nonlinear scatterer simulator introduction for the detection of appointment parameters of nonlinear radars is solved. It is shown that for an objective comparison of nonlinear radars by appointment parameters in the real world it is necessary to take into account the narrowband off-site sources and response of structures «metal-oxide-metal» radiation effect on the dissipated by nonlinear object signal. The regular simulators of scatterers included in the assembly of nonlinear radar, can not be used as reference because they are resonant. It is proposed to use a simulator of a nonlinear scatterer based on flat double-spiral antenna with non-linear matched load, as by broadband and elliptical polarization be effective absorption of the energy of the probing signal with subsequent re-emission weighty in terms of non-linear products as compared with the radiation of a narrowband off-site sources and spectral components of the response of structures «metal-oxide-metal». Carried out in the «field» conditions, experimental studies have confirmed these benefits over the regular imitator of the proposed calibration scatterers. The measurement for nonlinear radar maximum distance detection of simulators sampling based on flat double-spiral antenna with matched nonlinear load shown a high reproducibility of parameters of scatterers, so one can use them as references.

Keywords: short-range radar, nonlinear radar, probing signal, the nonlinear scatterer simulator, flat double-spiral antenna.

REFERENCES

1. Vernigorov N. S. Nelineyniy lokator – effektivnoe sredstvo obespecheniya bezopasnosti v oblasti utechki informatsii, *Konfident*, 1996, No. 1, pp. 67.
2. Vernigorov N. S. Prakticheskie primeneniia nelineynogo radiolokatora, *Bezopasnost ot A do Ya.*, 1998, No. 2–3, pp. 14–15.
3. Vernigorov N. S. Protseess nelineynogo preobrazovaniia i rasseianiia elektromagnitnogo polia elektricheski nelineynymi obektami, *Radiotekhnika i elektronika*, 1997, Vol. 42, No. 10, pp. 1181–1185.
4. Beliaev V. V., Maiunov A. T., Razinkov S. N. Sostoianie i perspektivy razvitiia nelineynoi radiolokatsii, *Zarubezhnaia radioelektronika. Uspehi sovremennoi radioelektroniki*, 2002, No. 6, pp. 59–78.
5. Gorbachev A. A., Lavtsov S. V., Tarakankov S. P., Chigin E. P. Pomehi v sistemah nelineynogo zondirovaniia, *Radiotekhnika i elektronika*, 1998, Vol. 43, No. 1, pp. 71–76.
6. Horoshko V. A., Chekatkov A. A. Metody i sredstva zaschity informatsii. Kiev, «Yunior», 2003, 504 p.
7. Kolbanov A. P., Potapov A. A., Stepanov E. E., Chigin E. P. Raspoznavanie nelineynih rasseivatelei, sodержaschih nesovershennye metallicheskie kontakty ili poluprovodnikovye radiokomponenty, *Nelineyniy mir*, 2005, Vol. 3, No. 4, pp. 239–244.
8. Kalabuhov V. A., Tkachev D. V. Nelineynaiia radiolokatsiia: printsipy sravneniia, *Spetsialnaia tekhnika*, 2001, No. 2, pp. 28.
9. Vernigorov N. S., Kuznetsov T. V. K voprosu o printsipe sravneniia v nelineynoi radiolokatsii, *INFORMOST Radioelektronika i Telekommunikatsii*, 2002, No. 3(21), pp. 7–14.
10. Avdeev V. B., Panychev S. N., Senkevich D. V. Metodicheskii apparat dlia otsenki effektivnosti sredstv nelineynoi radiolokatsii i protivoradiolokatsii, *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2007, Vol. 3, No. 4, pp. 115–119.
11. Zyong Dyk Thien. Issledovanie vozmozhnostei i metodov postroeniia apparatury dlia nelineynoi radiolokatsii: dis. ... k.t.n. : 05.12.04 / Zyong Dyk Thien. M, 2007, 153 p.
12. Zaharov A. B. Metodika raboty s razlichnymi modeliami nelineynih lokatorov, *Konfident. Zashita informatsii*, 2001, No. 4, pp. 43–47.
13. Vernigorov N. S., Harin V. B. Vliianie antenno-fidernogo trakta nelineynogo obekta na dalnost obnaruzheniia v nelineynoi lokatsii, *Radiotekhnika i elektronika*, 1997, Vol. 42, No. 12, pp. 1267.
14. Yurtsev O. A., Runov A. V., Kazarin A. N. Spiralnye anteny. Moscow, Sov. radio, 1974, 224 p.
15. Kozlov A. I., Kolyadov D. V. Effektivnaia ploschad rasseianiia nelineyniyh otrazhatelei, *Nauchnyi vestnik MGTU GA. Radiofizika i radiotekhnika*, 2004, No. 79, pp. 36–40.
16. Zinchenko M. V., Zinkovskii Yu. F. Rasseivanie ploskih voln sistemoi simmetrichnykh vibratorov s nelineynymi nagruzkami pri vozdeystvii nelineynogo radiolokatora, *Izvestiia vysshikh uchebnykh zavedenii. Radioelektronika. NTUU «KPI»*, 2010, Vol. 53, No. 10, pp. 24–34.
17. Radchenko S. G. Matematicheskoe modelirovanie tekhnologicheskikh protsessov v mashinostroeni. Kiev, ZAO «Ukrspetsmontazhproekt», 1998, 274 p.

МАТЕМАТИЧНЕ ТА КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

MATHEMATICAL AND COMPUTER MODELLING

УДК 519.766.4

Трухан С. В.¹, Бідюк П. І.²¹Аспірантка інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», Київ, Україна²Д-р техн. наук, професор кафедри математичних методів системного аналізу НТУУ «КПІ», Київ, Україна

МЕТОДИКА АНАЛІЗУ ЕКСТРЕМАЛЬНИХ ДАНИХ ТА ЇЇ ВИКОРИСТАННЯ ПРИ ОЦІНЮВАННІ ПАРАМЕТРІВ УЗАГАЛЬНЕНИХ ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

Запропонована методика аналізу екстремальних значень з метою її застосування при оцінюванні невідомих параметрів узагальнених лінійних моделей. В якості математичного апарату використано теорію екстремальних значень, яка є одним із розділів математичної статистики та пов'язана з дослідженням відхилень екстремальних значень від медіани у ймовірнісних розподілах. Також розглянуто методи наближення експериментальних даних до класу узагальнених екстремальних розподілів, методи оцінювання невідомих параметрів та вибору оптимального порогу для екстремальних значень. На основі фактичних статистичних даних із галузі страхування та запропонованого підходу побудовано моделі обробки екстремальних значень для подальшого застосування при оцінюванні прогнозних моделей. Прийнятним для подальшого використання виявилась модель з наближенням даних за допомогою узагальненого розподілу Парето. Це підтверджується незначною похибкою та максимальним наближенням емпіричної кривої до теоретичної функції щільності розподілу. Порівняння результатів оцінювання невідомих параметрів моделі за допомогою методу максимальної правдоподібності та байєсівського підходу показало, що байєсівські методи оцінювання є ефективним підґрунтям для розв'язання задачі вибору кращої моделі на основі множини отриманих альтернатив та значень апріорних параметрів. Можливість використання результатів застосування моделей екстремальних значень при побудові прогнозних узагальнених лінійних моделей є підставою для подальшого дослідження.

Ключові слова: теорія екстремальних значень, узагальнені лінійні моделі, поріг екстремального значення, метод максимальної правдоподібності, байєсівський підхід.

НОМЕНКЛАТУРА

GEV – Generalized extreme value;

GPD – Generalized Pareto distribution;

ММП – метод максимальної правдоподібності;

МКМЛ – метод Монте-Карло для марковських ланцюгів;

ТЕЗ – теорія екстремальних значень;

УЛМ – узагальнені лінійні моделі;

F – функція розподілу випадкової величини;

u – поріг випадкової величини;

X_1, \dots, X_n – послідовність незалежних випадкових величин;

μ – параметр розподілу;

ξ – параметр форми розподілу;

σ – параметр масштабованості.

ВСТУП

У зв'язку з необхідністю розв'язання нових задач моделювання і прогнозування на основі великих обсягів

вироджених вхідних даних, які не можна розв'язати з використанням існуючих методів, виникає потреба у розробці нових інтегрованих інформаційних систем, методів та підходів до обробки таких даних. Одним із таких підходів є ТЕЗ. Вона широко застосовується до розв'язання таких задач як регулювання структури портфелю активів у страхуванні, аналіз виникнення ризикових ситуацій у сфері фінансів та кредитування, прогнозуванні трафіку в галузі телекомунікацій.

Задачею теорії екстремальних значень є цілеспрямований аналіз та оцінювання ймовірності появи випадкових величин, пов'язаних з екстремальними, тобто рідкісними подіями. Екстремальні значення не є фіксованими величинами, це нові випадкові величини, які залежать від типу вихідного розподілу та об'ємів вибірки. Наприклад, в області страхування будь-якого майна рідкісною, але ймовірною подією є настання страхового випадку, яке повинно супроводжуватись виплатами страхових премій.

Саме тому для розв'язання задачі прогнозування страхових виплат пропонується ймовірнісна модель, яка будується із застосуванням теорії екстремальних значень. В свою чергу, одним із ключових моментів побудови адекватної моделі досліджуваного процесу є коректний вибір методу оцінювання параметрів математичних моделей за експериментальними (статистичними) даними. Для розв'язання задачі оцінювання невідомих параметрів моделі часто застосовують метод максимальної правдоподібності та байєсівський підхід. Останній дає можливість точніше оцінювати моделі в умовах невизначеності, а саме, коли статистичні дані мають різні типи розподілів ймовірностей, а також вибрати кращу модель із множини оцінених кандидатів. Перевагою даного підходу є можливість його застосування до обробки статистичних вибірок відносно малих розмірів, а також за наявності пропусків даних [4, 5]. Популярним і відносно універсальним є на сьогодні МКМЛ, який застосовують для оцінювання параметрів лінійних і нелінійних моделей [6–8].

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

У роботі ставиться за мету застосування теорії екстремальних значень для побудови комплексної моделі обробки екстремальних даних з метою створення УЛМ та оцінювання їх параметрів.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

- 1) дослідити властивості розподілів екстремальних значень;
- 2) дослідити методи оцінювання невідомих параметрів моделей екстремальних значень, зокрема можливість використання байєсівського підходу, методу максимальної правдоподібності та ін.;
- 3) розробити комплексну модель обробки екстремальних значень;
- 4) навести приклади застосування комплексної моделі для обробки вироджених статистичних даних у страхуванні.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

На ранньому етапі створення статистичної теорії оцінювання найбільша увага приділялась розв'язанню задач наближення кривих розподілу до даних, а значно пізніше – розвитку теорії побудови статистичного висновку. На сьогодні теорія екстремальних значень є складовою частиною багатьох напрямів розвитку практичних наук, таких як гідрологія, астрономія, телекомунікації, економіка та ін. Перші історичні свідчення стосовно існування сімейства розподілів екстремальних значень пов'язані з роботою М. Бернуллі (1709 р.) стосовно визначення середньої тривалості життя. Перші спроби дослідження теорії екстремальних значень ґрунтувались на використанні нормального розподілу. У 1925 р. Тіппет обчислював ймовірності найбільших значень у нормально розподіленій вибірці із врахуванням різних об'ємів вибірки (до 1000 значень), а також оцінював середній розмах нормально розподілених вибірок (від 2 до 1000 значень). Таблиці Тіппета – це фундаментальний підхід до практичного застосування найбільших величин у вибірці з нормальним розподілом. Саме те, що більшість досліджень ґрунтувалось на нормальному розподілі, гальмувало розвиток теорії екстремальних значень. Фреше успішно дослідив перший тип розподілу екстремальних да-

них та отримав граничні розподіли найбільших величин вибірки, запропонував постулат стійкості. Використовуючи даний постулат Фреше та Тіппет винайшли два інші розподіли екстремальних значень та підкреслили повільну збіжність ряду границі розподілів найбільших величин із нормальної вибірки [1].

Проблема недостатніх об'ємів інформації часто зустрічається при дослідженні процесів економічного, фізичного, природничого походження і стає причиною труднощів при розв'язанні задач побудови моделей таких екстремальних даних. Тому виникає потреба у дослідженні інших джерел знань для пошуку оптимальних рішень стосовно обробки даних та побудови моделей. Наприклад, економісту потрібно знайти максимальне значення з деякої вибірки з виродженими даними. Звичайно існує кілька можливих способів, за якими експерт із знаннями досліджуваного процесу може надати інформацію, що має відношення до екстремальної поведінки і яка залежить від наявних даних. Але часто така інформація супроводжується наближеними вимірами, які відрізняються від дійсних значень та роблять хибними майбутні прогнози, що будуються на їх основі.

Тому, виходячи із актуальності задачі обробки екстремальних значень, роботу присвячено дослідженню та розробці комплексної моделі для опису екстремальних значень і оцінюванню невідомих параметрів УЛМ. Такі моделі широко використовують для аналізу страхових випадків, прогнозування продовження старих чи укладення нових страхових договорів, розробці тарифів та андеррайтингу, а також у цільовому маркетингу.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Математичну модель екстремальних даних можна представити у вигляді [1]:

$$M_n = \max\{X_1, \dots, X_n\}, \quad (1)$$

де X_1, \dots, X_n – послідовність незалежних випадкових величин з функцією розподілу F . У виразі (1) величина M_n позначає максимум досліджуваного процесу на інтервалі часу n і має розподіл [1]:

$$\Pr\{M_n \leq z\} = \Pr\{X_1 \leq z, \dots, X_n \leq z\} = \Pr\{X_1 \leq z\} \times \dots \times \Pr\{X_n \leq z\} = \{F(z)\}^n. \quad (2)$$

Функція F невідома, а тому розглядається наближена оцінка для F^n . Якщо послідовність констант $\{a_n > 0\}$ та $\{b_n > 0\}$ таких, що

$$\Pr\left\{\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq z\right\} \rightarrow F(a_n x + b_n)^n \rightarrow G(z),$$

при $n \rightarrow \infty$, то G – невірджена функція розподілу, яка належить до одного з розподілів екстремальних значень, наприклад, до узагальненого розподілу екстремальних значень (Generalized extreme value – GEV):

$$G(z) = \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{z - \mu}{\sigma}\right)\right]^{-1/\xi}\right\}, \quad (3)$$

де μ – параметр розподілу; σ – параметр масштабованості; ξ – параметр форми розподілу [2].

Відповідно до теореми про типи розподілів екстремальних значень виділяють три типи таких розподілів, а саме:

1) Розподіл Гумбела:

$$G(z) = \exp \left\{ -\exp \left(-\left(\frac{z-b}{a} \right) \right) \right\}, \quad -\infty < z < \infty;$$

2) Розподіл Фреше:

$$G(z) = \begin{cases} 0, & z \leq b; \\ \exp \left(-\left(\frac{z-b}{a} \right)^{-\alpha} \right), & z > b; \end{cases}$$

3) Розподіл Вейбулла:

$$G(z) = \begin{cases} \exp \left(-\left(-\left(\frac{z-b}{a} \right) \right)^\alpha \right), & z < b. \\ 1, & z \geq b \end{cases}$$

Для всіх трьох випадків $a > 0$, b – дійсне число. Для другої та третьої функції параметр $\alpha > 0$. Ці три класи розподілів називають розподілами екстремальних значень, вони зображені на рис. 1.

З рис. 1 видно, що кожен з розподілів має свою форму поведінки хвоста. Наприклад, для розподілу Вейбула хвіст має кінцеву точку $z_{\text{sup}} = \frac{\mu - \sigma}{\xi}$, а для розподілів Фреше

та Гумбела $z_{\text{sup}} = \infty$. Крім того, щільність розподілу Гумбела експоненціально затухає, тоді як щільність розподілу Фреше затухає поліноміально. Розподіл Гумбела є наближенням до класу таких відомих як нормальний, лог-нормальний та гамма – розподілів. Розподіл Фреше має тяжкий хвіст, який позначається як $E(X^r) = \infty$ для $r \geq \frac{1}{\xi}$ (що означає нескінченність дисперсії при $\xi \geq 1/2$).

В окремий клас виділяють узагальнений розподіл Парето (*Generalized Pareto Distribution – GPD*), який

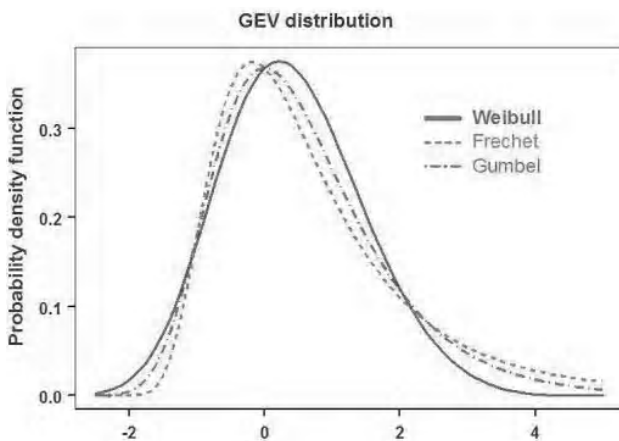


Рисунок 1 – Функції щільності розподілу для трьох типів розподілів

отримуємо за умови: X – це розподіл, що умовно перевищує деякий поріг u :

$$F_u(y) = \frac{F(u+y) - F(u)}{1 - F(u)}, \quad (4)$$

де $u \rightarrow w_F = \sup\{x : F(x) < 1\}$, що найчастіше зводиться до пошуку границі:

$$F_u(y) \approx G(y, \sigma_u, \xi),$$

де G – узагальнений розподіл Парето, еквівалентний виразу [2]:

$$G(y, \sigma, \xi) = 1 - \left(1 + \xi \frac{y}{\sigma} \right)_+^{-1/\xi},$$

1) якщо $\xi > 0$, то маємо довгий хвіст $x^{-1/\xi}$, що еквівалентно розподілу Парето;

2) якщо $\xi = 0$ та спрямовуючи $\xi \rightarrow 0$, отримаємо $G(y, \sigma, 0) = 1 - \exp\left(-\frac{y}{\sigma}\right)$, тобто експоненціальний розподіл з середнім σ ;

3) якщо $\xi < 0$, то кінцева верхня точка знаходиться на рівні $-\frac{\sigma}{\xi}$.

Також однією із переваг *GEV*-розподілів є інваріантність кожного з розподілів, які належать до даного класу.

Розглянемо методику обробки екстремальних значень. Для обробки статистичного ряду з n -незалежних, однаково розподілених змінних X_1, \dots, X_n застосовується така послідовність дій.

1. Групування вибірок даних з n спостережень. Такі вибірки повинні містити від 50 до 100 значень.

2. Визначається максимум Z_i для кожного блоку i .

3. Наближення кожного блоку максимумів до *GEV*-розподілу.

Зазвичай за довжину блоку беруть величину першого року, але для зручності часто використовують дані річного максимуму Z_i i -го року.

Після апроксимації *GEV*-розподілом для кожного з річних максимумів розраховується функція квантилю [3, 4]:

$$z_p = \begin{cases} \mu - (\sigma/\xi) \left(1 - (-\log(1-p))^{-\xi} \right), & \xi \neq 0; \\ \mu - \sigma \log(-\log(1-p)), & \xi = 0. \end{cases}$$

Припустимо, що $y_p = -\log(1-p)$, тоді квантиль-функція матиме вигляд:

$$z_p = \begin{cases} \mu - (\sigma/\xi) \left(1 - (y_p)^{-\xi} \right), & \xi \neq 0; \\ \mu - \sigma \log(y_p), & \xi = 0; \end{cases}$$

Якщо зобразити z_p в залежності від $\log(y_p)$, то графік буде мати лінійний характер: при $\xi = 0$.

Якщо $\xi < 0$, отримаємо випуклу криву з асимптотичною границею $(\mu - \sigma)/\xi$ при $p \rightarrow 0$, а при $\xi > 0$ отримаємо увігнутий графік без кінцевої границі.

Такий графік називається графіком повернення рівня (return level plot), він вважається інструментом або способом представлення згладженої моделі [3].

4. Виконується оцінювання параметрів моделі та розв'язується задача пошуку оптимальної довжини блоку.

Остання зводиться до пошуку співвідношення між величинами відхилення та дисперсії. Наприклад, коли довжина блоків незначна, то наближення розподілів до границь є поганим і призводить до відхилень у оцінюванні та екстраполяції. З іншого боку, великі блоки породжують значення з великими оцінками дисперсії.

Для оцінювання параметрів моделей часто використовується метод максимальної правдоподібності (ММП). Однак, умова регулярності оцінювання не задовольняється при застосуванні ММП до *GEV*-розподілів, тому що кінцева точка розподілів залежить від значення параметра. Це означає, що стандартні асимптотичні результати аналізу за методом максимальної правдоподібності недоречно застосовувати до *GEV*-розподілів. Цю проблему дослідив Сміт у 1985 році з такими результатами [3]:

– якщо $\xi > -0,5$, то оцінювання за ММП носить стандартний асимптотичний характер;

– якщо $-1 < \xi < 0,5$, то оцінки ММП можуть бути отримані, але не із заданими асимптотичними властивостями;

– якщо $\xi < -1$, то оцінки ММП вважаються неправдоподібними.

Окремий випадок: якщо $\xi < -0,5$, то це еквівалентно розподілу з дуже коротким обмеженим верхнім хвостом, який є рідкісним явищем для теорії екстремальних значень [5].

Логарифмічна функція правдоподібності для *GEV*-розподілів, коли $\xi \neq 0$, має вигляд:

$$l(\mu, \sigma, \xi) = -m \log \sigma - (1 + 1/\xi) \sum_{i=1}^m \log \left(1 + \xi \frac{z_i - \mu}{\sigma} \right) - \sum_{i=1}^m \left(1 + \xi \frac{z_i - \mu}{\sigma} \right)^{-1/\xi}$$

за умови, що $\left(1 + \xi \frac{z_i - \mu}{\sigma} \right) > 0$ для $i = 1, \dots, m$. Як тільки

остання умова не виконується, то функція правдоподібності дорівнює нулю і логарифмічна функція правдоподібності набуває значення нескінченності.

Для розподілу Гумбела $\xi = 0$ логарифмічна функція правдоподібності має вигляд:

$$l(\mu, \sigma) = -m \log \sigma - \sum_{i=1}^m \left(\frac{z_i - \mu}{\sigma} \right) - \sum_{i=1}^m \left(-\frac{z_i - \mu}{\sigma} \right). \quad (5)$$

Після використання методів чисельної оптимізації та максимізації виразу (5), отримуємо оцінку максимальної правдоподібності вигляду $(\hat{\mu}, \hat{\sigma}, \hat{\xi})$ [3, 5].

5. Графічна перевірка наближення *GEV*-моделей.

Для обґрунтування екстраполяції *GEV*-моделей можна скористатись способами графічного аналізу даних.

Графік щільності розподілу. В основі даного графіка лежить порівняння емпіричної та апроксимуючої функцій щільності розподілу. Абсциса точки на графіку щільності розподілів є емпіричною функцією розподілу, у яку замість аргументу підставляють дані з вибірки, а ордината – це теоретична функція розподілу, куди аналогічно замість аргументу підставляють дані із статистичної вибірки. Функція емпіричного розподілу оцінюється в i -му упорядкованому блоці максимумів Z_i і має вигляд:

$$\tilde{G}_i(Z_i) = i/(m+1).$$

Апроксимуюча функція щільності розподілу в тій самій точці виглядає так:

$$\hat{G}(Z_i) = \exp \left\{ - \left(1 + \hat{\xi} \left(\frac{z(i) - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}} \right) \right)^{-1/\hat{\xi}} \right\}.$$

Для того, щоб отримати найкраще наближення моделі

необхідно задовольнити рівність $\tilde{G}(Z_i) = \hat{G}(Z_i)$. За допомогою цього графіка на практиці часто вдається запобігти ефекту «виродженості». Тобто, коли множина точок

$\{\tilde{G}(Z_i), \hat{G}(Z_i)\}, i = 1, \dots, m$ – лежить близько до першої діагоналі в той час, коли обидві функції є обмеженими в околі одиниці та значення абсциси z збільшуються.

Графік квантилів (Q-Q plot). Недоліком класичної методології оцінювання фінансових ризиків VaR є припущення про нормальність розподілу та наявність симетрії у розподілі. На практиці більшість економічних процесів асиметричні, а фінансові ряди мають вироджений хвіст. Саме графік квантилів дає можливість оцінити ступінь довіри для ряду параметричних моделей. Графік квантилів визначається як множина точок [4]:

$$\left\{ X_{k,n}, F^{-1} \left(\frac{n-k+1}{n} \right), k = 1, \dots, n \right\}.$$

Якщо параметрична надає прийнятне згладжування, то графік має лінійну форму. Тому графік дає можливість порівняти оцінені моделі та вибрати найкращу; оцінити як обрана модель апроксимує хвіст емпіричного розподілу. Тобто, якщо ряд апроксимується нормальним розподілом і емпіричні дані мають вироджений хвіст, то графік квантилів буде характеризувати криву на вершині правого кінця або на дні лівого кінця розподілу. Крім розглянутих вище видів графічного аналізу існують графік рівня процесу (return level plot) та середня функція ексцесу (mean excess function) [3, 4].

6. Визначення порогу екстремального значення.

Для забезпечення ефективнішого результату наближення екстремальних даних до одного з *GEV*-розподілів застосовують так звані порогові моделі. Нехай множина статистичних даних перевищує деякий поріг u , а X_1, \dots, X_n – послідовність незалежних однаково розподі-

лених змінних з функцією розподілу F . Тоді умовна ймовірність визначається так:

$$F_u(y) = P(X \leq u + y | X > u), \text{ або}$$

$$F_u(y) = \frac{F(u + y) - F(u)}{1 - F(u)}.$$

Цей вираз дозволяє визначити ступінь наближення значень ймовірності для великих значень порогу u .

Задача вибору оптимального порога ідентична задачі визначення балансу між відхиленням та дисперсією. Низький рівень призводить до порушень асимптотичної апроксимації, а високий рівень забезпечує велику дисперсію.

Метод вибору порогу базується на основі середнього GPD розподілу. Якщо Y – випадкова змінна у GPD-розподілі з параметрами σ і ξ , коли $\xi < 1$, то математичне сподівання $E(Y) = \sigma / (1 - \xi)$. В інших випадках середнє є нескінченністю.

Якщо модель є істинною відносно порогу u_0 , то вона також істинна для всіх інших порогів u більших за u_0 . Тобто для забезпечення високого рівня адекватності побудованої моделі достатньо знайти одне значення порогу, а всі інші припустити проміжними при оцінюванні невідомих параметрів моделі. Середнє для обох випадків визначається так [5]:

$$e(u_0) = E(X - u_0 | X > u_0) = \tilde{\sigma}_{u_0} / (1 - \xi),$$

$$e(u) = E(X - u | X > u) = \tilde{\sigma}_u / (1 - \xi) = (\tilde{\sigma}_{u_0} + \xi(u - u_0)) / (1 - \xi). \quad (6)$$

Оскільки $e(u) = E(X - u | X > u)$ – це лінійна функція від u , то враховуючи вираз (6), оцінювання величини порогу можна виконати за такою інструкцією [3, 10]:

1) побудувати графік кривої залишків, що відображають множину точок:

$$\left(u, \sum_{i=1}^{n_u} (x_i - u) / n_u \right), \quad u < x_{\max},$$

де n_u – число дослідів, які перевищують u ; x_{\max} – верхня межа досліджуваного значення;

2) вибрати порогове значення, над яким графік приймає наближено лінійний характер стосовно u . Застосування довірчих інтервалів допомагає визначити цю точку.

Також, для визначення порогу екстремального значення використовують метод умовно прийнятного вибору, який базується на такому правилі: поріг встановлюється у тому регіоні, де хвіст становить 5–10% від усієї вибірки. Головне припущення: він не повинен бути більшим ніж 10–15%. На практиці 10% межу часто використовували у своїх дослідях Роко (2011), Макнейл і Фрей (2000) [10].

7. Оцінювання невідомих параметрів моделі.

Після кроку визначення порогу потрібно виконати оцінку невідомих параметрів узагальненого розподілу Парето. Як відомо серед методів оцінювання невідомих параметрів моделі поширеним є метод максимальної правдоподібності.

Нехай y_1, \dots, y_k – це значення k -залишків з порогу; тоді логарифмічна функція правдоподібності при $\xi \neq 0$:

$$l(\sigma, \xi) = -k \log \sigma - (1 + 1/\xi) \sum_{i=1}^k \log(1 + \xi y_i / \sigma),$$

коли $(1 + \xi y_i / \sigma) > 0$, а для будь-яких інших випадків $l(\sigma, \xi) = -\infty$.

При $\xi = 0$ логарифмічна функція правдоподібності:

$$l(\sigma) = -k (\log \sigma - \sigma^{-1} \sum_{i=1}^k y_i).$$

Другим поширеним методом оцінювання невідомих параметрів є байєсівський підхід. Перевагою байєсівського аналізу при застосуванні до моделей обробки екстремальних значень є його незалежність від регулярності припущень стосовно характеру початкового розподілу, як цього потребує метод максимальної правдоподібності. Практичне застосування байєсівського підходу до оцінювання невідомих параметрів було проілюстровано на прикладі узагальнених лінійних моделей [9, 10].

Крім того, даний підхід надає обґрунтовану альтернативу для випадків, коли припущення, необхідні для застосування методу максимальної правдоподібності та ймовірності зважених моментів не виконуються.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Експериментальне дослідження ефективності запропонованої методики виконано за допомогою фактичних статистичних даних. Об'єм статистичної вибірки складав 247 вимірів, які включають такі змінні: назва страхової компанії; грошовий еквівалент страхових виплат; статистичний рік; кількість договорів, які уклала конкретна страхова компанія; страхові платежі; кількість страхових випадків на рік. Основна залежна змінна – страхові виплати, яка відображає здійснення грошових переказів при настанні страхового випадку. Решта змінних, які включені до вибірки, є незалежними і беруться до уваги як фактори.

Для виконання попереднього аналізу статистичних даних та реалізації окремих кроків алгоритму обробки екстремальних значень використовувались такі програмні продукти: Microsoft Excel 2010; інструментальне середовище програмування R2.9.2 для статистичної обробки даних та роботи з графікою; економетричний пакет Eviews 8.0 для побудови моделей та попереднього оцінювання невідомих параметрів. В пакеті Eviews 8.0 використано такі модулі: розрахунок описових статистик, побудова УЛМ, метод максимальної правдоподібності для оцінювання параметрів моделі. В середовищі програмування R2.9.2 виконано інтеграцію модулів Rcmdr, extRemes, evdbayes та mcmcPack.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

На рис. 2 відображено графік залежності страхових виплат від статистичного року. Різкі зміни величини «Страхові виплати» пояснюються коливаннями величини «Кількість страхових випадків» для відповідного періоду. На рис. 3 відображено значення описових статистик. Із рис. 3 помітно, що коефіцієнт асиметрії (Skewness) коливається в межах 2,839 до 8,664. А це в свою чергу свідчить про наявність «правого хвосту» в розподілі. Так, як параметр ексцесу (Kurtosis) має значення більше трьох, то розподіл є гостровершинним.



Рисунок 2 – Залежність страхових виплат від статистичного року

Також, попередній аналіз початкових даних свідчить про сильну виродженість вибірки, яка проявляється у вигляді шуму при побудові моделі, на прикладі рис. 4. Саме тому прийнято рішення про доречність попереднього логарифмування даних.

Аналіз описової статистики та візуальний аналіз логарифмованих даних (рис. 5) дають можливість припустити про наближення даних до *GEV*- або *GPD*-розподілу.

Відносно високий поріг вибирається з метою того, щоб зменшити зміщення моделі, а з іншої сторони – це буде означати, що лише декілька дослідів використовуються для оцінювання параметрів розподілу, тим самим гарантуючи збільшення оцінки дисперсії. Мета вибору величини порогу полягає в тому, щоб уникнути зміщення моделі. Згідно розглянутого вище методу визначення величини порогу для експерименту прийнято значення 6,65. Графік Mean Residual Life Plot відображає залежність порогу від середнього залишку для оціненої моделі. Він слугує важелем перевірки вибраного порогу. З рис. 6 видно, що після значення порогу 6 з'являються помітні відхилення від лінійності.

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Sample	Sheet	Stats	Spec
				Q_CASES		Q_ARRANG		DAMAGES	CHARGES
Mean				248.9717		42819.83		2779.190	47154.60
Median				65.00000		2431.000		780.0000	13017.40
Maximum				3800.000		2241084.		49575.00	557884.0
Minimum				2.000000		6.000000		1.200000	469.8000
Std. Dev.				526.4061		181679.5		6121.650	81935.75
Skewness				4.241486		8.663552		4.644020	2.838897
Kurtosis				24.51794		94.69488		29.05691	12.32584
Jarque-Bera				5505.864		89621.68		7875.493	1226.855
Probability				0.000000		0.000000		0.000000	0.000000
Sum				61496.00		10576499		686459.9	11647185
Sum Sq. Dev.				68167427		8.12E+12		9.22E+09	1.65E+12
Observations				247		247		247	247

Рисунок 3 – Описові статистики початкових даних

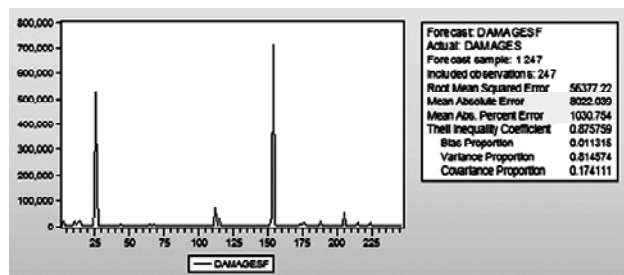


Рисунок 4 – Результати оцінювання моделі без попередньої обробки

Порівняльна характеристика параметрів розподілу представлена в табл. 1. Вона показує, що оптимальним є наближення даних за допомогою *GPD*-розподілу із незначною похибкою та максимальним наближенням емпіричної кривої до теоретичної функції щільності розподілу (рис. 7).

Параметри оцінювання побудованої моделі за допомогою байєсівського підходу зображено на рис. 8. По-

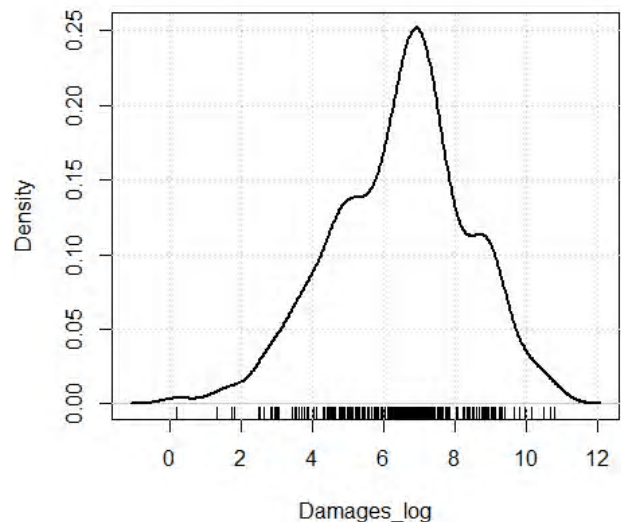


Рисунок 5 – Графік залежності логарифмованих страхових виплат від щільності розподілу

Mean Residual Life Plot: data2306 Dam.It

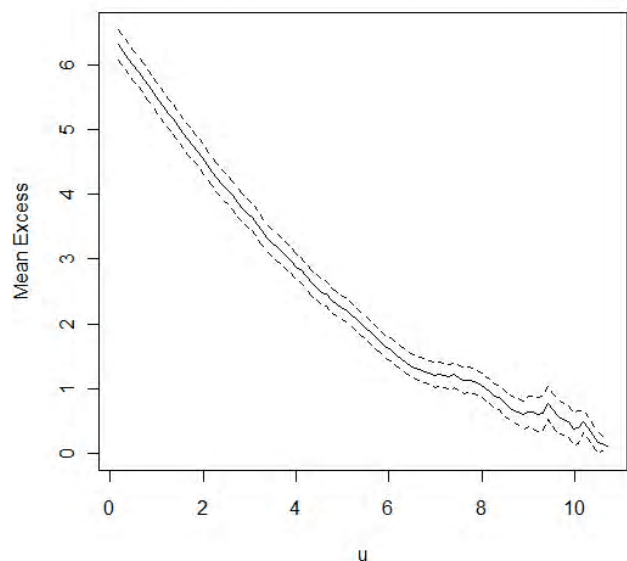


Рисунок 6 – Залежність значення порогу від середнього залишку *GPD*-моделі

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика параметрів розподілів

Тип розподілу	Sigma		Xi		Log-likelihood	Exceedance rate (per year)	Number of exceedances of threshold
	Maximum likelihood estimation	Std. error	Maximum likelihood estimation	Std. error			
GEV-розподіл	1,953	0,712	-0,650	0,095	487,812	-	-
GPD-розподіл	0,777	0,346	-0,541	0,206	146,369	183,364	124

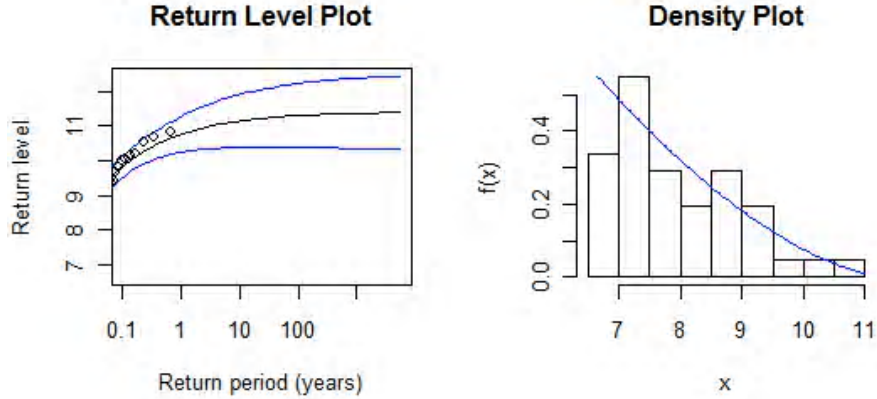


Рисунок 7 – Графічне представлення оціненої GPD-моделі

fevd(x = log_D, data = final_data, method = "Bayesian")

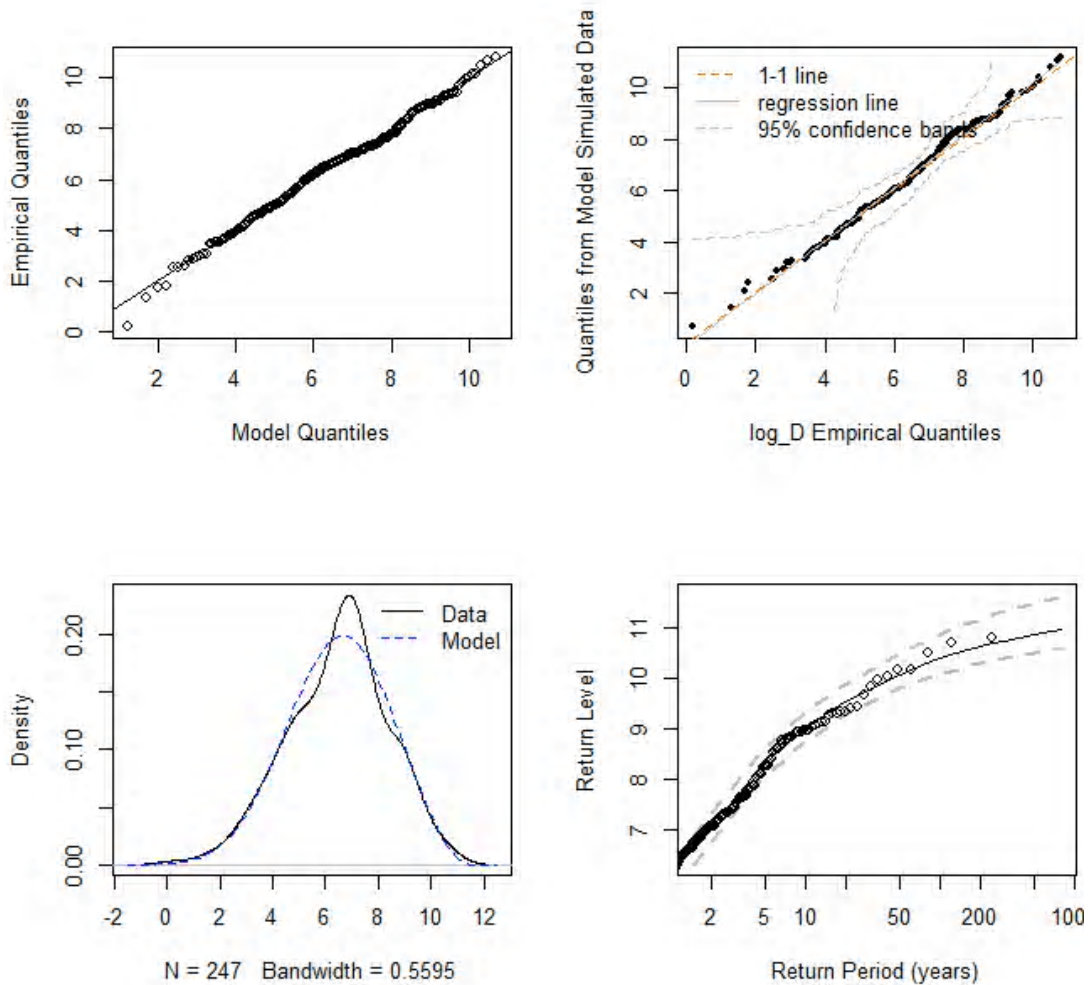


Рисунок 8 – Діагностика наближення моделі до одного з GEV-розподілів

рівнюючи графіки щільності розподілу для побудованої моделі та актуальної вибірки даних помітні значні покращення моделі у термінах належності до одного з GEV-розподілів. Числові значення оцінок невідомих параметрів моделі за допомогою байєсівської методології наведені на рис. 9. Слід зазначити, що на рис. 9 за параметр масштабованості відповідає змінна *scale*, а *shape* – параметр форми. На рис. 10 відображено результати обчислення параметрів апостеріорної вибірки згідно методу Монте-Карло. За допомогою функції «*ci*» було обчислено довірчі інтервали для відповідних параметрів та рівнів повернення (рис. 11). Графічне відображення апіорних оцінок параметрів за методом Монте-Карло та «трає-графіків» наведено на рис. 12.

Порівнюючи результати отриманих оцінок слід зауважити, що байєсівський підхід демонструє кращі результати ніж метод максимальної правдоподібності та сприяє обґрунтованому вибору кращої моделі із запропонованих GEV-розподілів, виходячи зі значень апіорних параметрів, а також алгоритмів вибору кращої моделі.

```
> postmode(fb)
      location      scale      shape
5.8691196  1.9770899 -0.3610363
```

Рисунок 10 – Результати обчислення параметрів розподілу апіорної вибірки

```
fevd(x = log_D, data = final_data, method = "Bayesian")

[1] "Estimation Method used: Bayesian"

Acceptance Rates:
log.scale      shape
0.2530506 0.1956391
fevd(x = log_D, data = final_data, method = "Bayesian")

[1] "Quantiles of MCMC Sample from Posterior Distribution"

      2.5% Posterior Mean      97.5%
location 5.5960245      5.8697199 6.1488656
scale    1.7911608      1.9873764 2.2171284
shape    -0.4251922     -0.3529839 -0.2779164
```

Рисунок 9 – Результати оцінювання параметрів моделі за допомогою байєсівської методології

```
> ci(fb)
fevd(x = log_D, data = final_data, method = "Bayesian")

[1] "Quantiles of MCMC Sample from Posterior Distribution"

[1] "Posterior Mean 100-year level: 10.394"

[1] "95% Confidence Interval: (10.0854, 10.8736) "

> ci(fb, type = "parameter")
fevd(x = log_D, data = final_data, method = "Bayesian")

[1] "Quantiles of MCMC Sample from Posterior Distribution"

      2.5% Posterior Mean      97.5%
location 5.5960245      5.8697199 6.1488656
scale    1.7911608      1.9873764 2.2171284
shape    -0.4251922     -0.3529839 -0.2779164
```

Рисунок 11 – Результати обчислення довірчих інтервалів для параметрів форми та масштабованості відповідно та квантилі статистики Монте-Карло для апіорних розподілів

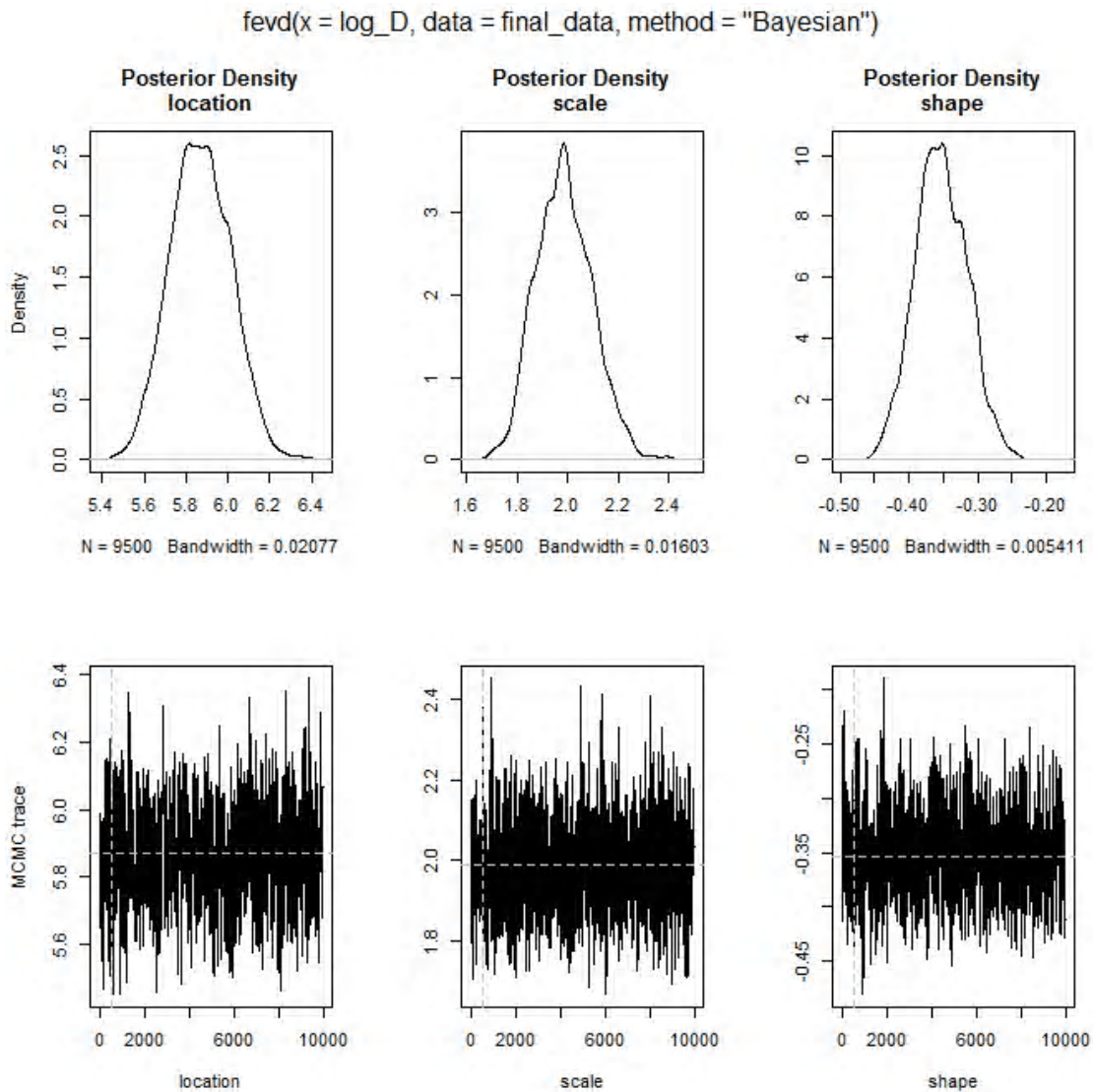


Рисунок 12 – Графічне відображення апіорних оцінок параметрів за методом Монте-Карло та «trace-графіків»

ОБГОВОРЕННЯ

В результаті використання запропонованої комплексної моделі обробки екстремальних статистичних даних вдалося успішно розв'язати проблему невиродженості даних у статистичній вибірці із застосуванням теорії екстремальних значень.

Для оцінювання невідомих параметрів побудованих моделей, які належать до класу GEV-розподілів можна успішно використовувати байєсівський підхід, оперуючи апіорними та апостеріорними розподілами параметрів, а також алгоритмами вибору кращої моделі. Залучення новітніх комбінованих методів до розв'язання задачі обробки екстремальних даних та оцінювання невідомих параметрів, вибору кращої моделі на основі алгоритмів зменшення порогів викидів відкриває нові можливості для дослідження особливостей методів математичного моделювання.

ВИСНОВКИ

Виконано дослідження щодо пошуку ефективної методики обробки екстремальних значень у статистичній вибірці. Запропоновано та експериментально доведено ефективність функціонування створеного багатокрокового підходу із використанням математичного апарату теорії екстремальних значень та методів оцінювання невідомих параметрів моделей. Розгляну-

тий приклад свідчить про те, що запропонований комплексний підхід стосовно обробки екстремальних значень є ефективним та зручним інструментом аналізу вироджених масивів даних та моделювання актуарних процесів. Для оцінювання невідомих параметрів екстремальних моделей зручно використовувати байєсівський підхід, який надає можливість оперувати апіорними та апостеріорними розподілами параметрів і алгоритмами вибору кращої моделі.

Залучення новітніх комбінованих методів до обробки погано структурованих вироджених статистичних даних розкриває нові можливості щодо дослідження особливостей сучасних методик та математичних методів. Надалі необхідно дослідити можливість використання результатів застосування моделей екстремальних значень при побудові прогнозних УЛМ моделей. Застосування запропонованої процедури обробки екстремальних значень гарантує високу точність наближення даних до розподілів та уникнення шуму. Порівняння результатів оцінювання параметрів моделі за допомогою методу максимальної правдоподібності показало, що байєсівські методи оцінювання є кращим підґрунтям для розв'язання задачі вибору кращої моделі на основі множини отриманих альтернатив. Також можна зробити висновок, що сфера страхування, за умови належного менеджменту із застосуванням сучасних матема-

тичних методів обробки даних, оцінювання моделей та прогнозів може бути надійним джерелом стабілізації економіки країни у цілому.

ПОДЯКИ

Роботу виконано відповідно з тематичними планами наукових досліджень Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут». Дослідження виконано в рамках бюджетної НДР, реєстраційний № 0115U000356, тема № 2813–п НТУУ «КПІ»: «Розробка методології системного аналізу, моделювання та оцінювання фінансових ризиків». Страхові дані отримано за сприяння Ліги страхових компаній.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Coles S. An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values / S. Coles. – London : Springer-Verlag, 2001. – P. 45–104.
2. Smith R. L. An overview of Extreme value theory / R. L. Smith. – Lausanne : Bernoulli Center, 2009.
3. Mallor F. An introduction to statistical modeling of extreme

Трухан С. В.¹, Бідюк П. І.²

¹Аспірантка інститута прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», Київ, Україна

²Д-р техн. наук, професор кафедри математических методів системного аналізу НТУУ «КПІ», Київ, Україна

МЕТОДИКА АНАЛИЗА ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ ДАННЫХ И ЕЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРИ ОЦЕНИВАНИИ ПАРАМЕТРОВ ОБОБЩЕННЫХ ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЕЙ

Предложена методика анализа экстремальных значений с целью ее использования при оценивании неизвестных параметров обобщенных линейных моделей. В качестве математического аппарата использована теория экстремальных значений, которая является одним разделом математической статистики и связана с исследованием отклонений экстремальных значений от медианы в вероятностных распределениях. Также рассмотрены методы приближения экстремальных данных к классу обобщенных экстремальных распределений, методы оценивания неизвестных параметров и выбора оптимального порога для экстремальных значений. На основе реальных статистических данных и исследуемого подхода построены модели обработки экстремальных значений для дальнейшего использования при оценивании прогнозных моделей. Допустимой для дальнейшего применения оказалась модель приближения данных с помощью обобщенного распределения Парето. Это обосновывается минимальной величиной погрешности, а также максимальным приближением эмпирической кривой к теоретической функции плотности распределения. Сравнение результатов оценивания неизвестных параметров модели с помощью метода максимального правдоподобия и байесовского подхода показало, что байесовские методы оценивания являются эффективным основанием для решения задачи выбора лучшей модели исходя из множества полученных альтернатив и значений априорных параметров. Для дальнейшего исследования целесообразно рассмотреть задачу применения моделей экстремальных значений при построении прогнозных обобщенных линейных моделей.

Ключевые слова: теория экстремальных значений, обобщенные линейные модели, порог экстремального значения, метод максимального правдоподобия, байесовский подход.

Trukhan S.¹, Bidyuk P.²

¹Post-graduate student of Institute for Applied System Analysis, NTUU «KPI», Kyiv, Ukraine

²Dr. Sc., Professor at the Department of Mathematical methods for System Analysis, NTUU «KPI», Kyiv, Ukraine

METHODOLOGY OF EXTREME VALUES ANALYSIS AND ITS APPLICATION FOR PARAMETER ESTIMATION OF GENERALIZED LINEAR MODELS

The article deals with methodology of extreme values treatment for building and estimating unknown parameters of generalized linear models. As a mathematical tool for carrying out the research the extreme value theory was used that creates one of the directions in mathematical statistics, and is related to investigating the extreme deviations from the median values in probability distributions. Also, the methods of approximation statistical data to generalized extreme value distribution, the methods of estimating unknown parameters and selecting an optimal threshold for extreme value models are discussed. The models of treatment extreme values are constructed which are based on actual statistical data and approach is proposed for their future application for estimating predictive models. The model with generalized Pareto distribution turned out to be acceptable for further use, because it has minimum value of observation error and the best approximation of observed curve to theoretical density function. The comparison of evaluation unknown models' parameters using method of maximum likelihood and Bayesian approach leads to next conclusion. The Bayesian methods are efficient way to solve the problem of selection the best model, based on the received alternatives set and prior parameters values. In future studies it will be reasonable to consider the application of extreme value analysis to predicted generalized linear models.

Keywords: extreme value theory, generalized linear models, extreme value threshold, maximum likelihood method, Bayesian approach.

REFERENCES

1. Coles S. An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values. London, Springer-Verlag, 2001, pp. 45–104.
2. Smith R. L. An overview of Extreme value theory. Lausanne, Bernoulli Center, 2009.
3. Mallor F., Ome E. An introduction to statistical modeling of extreme values. Hub research paper, 2009, No. 36, pp. 5–31.
4. Shumway R. H., Stoffer D. S. Time series analysis and its applications. New York, Springer, 2006, 598 p.
5. Romano A., Secundo G. Dynamic learning methods. New York, Springer, 2009, 190 p.

- values / F. Mallor, E. Nualart, E. Ome E // Hub research paper. – 2009. – No. 36. – P. 5–31.
4. Shumway R. H. Time series analysis and its applications / R. H. Shumway, D. S. Stoffer. – New York : Springer, 2006. – 598 p.
5. Romano A. Dynamic learning methods / A. Romano, G. Secundo – New York: Springer, 2009. – 190 p.
6. McCullagh P. Generalized Linear Models / P. McCullagh, J. Nelder. – New York : Chapman & Hall, 1989. – 526 p.
7. Tsay R. S. Analysis of financial time series / R. S. Tsay. – New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2010. – 715 p.
8. Besag J. Markov Chain Monte Carlo for Statistical Inference / J. Besag. – Center for Statistics and the Social Sciences. – 2001. – No. 9. – 25 p.
9. Бідюк П. І. Оцінювання узагальнених лінійних моделей за байєсівським підходом в актуарному моделюванні / П. І. Бідюк, С. В. Трухан // Наукові Вісті НТУУ «КПІ». – 2014. – № 6. – С. 49–55.
10. Beirlant J. Statistics of extremes: Theory and application / J. Beirlant. – New York : John Wiley & Sons, Inc., 2004. – 505 p.

Стаття надійшла до редакції 21.10.2015.

Після доробки 28.10.2015.

НЕЙРОИНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS

УДК 519.71

Кучеренко Е. И.¹, Глушенкова И. С.², Глушенков С. А.³

¹Д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры искусственного интеллекта Харьковского национального университета радиоэлектроники, Харьков, Украина

²Канд. техн. наук, доцент кафедры геоинформационных систем, оценки земли и недвижимого имущества Харьковского национального университета городского хозяйства имени А.Н. Бекетова, Харьков, Украина

³Аспирант кафедры геоинформационных систем, оценки земли и недвижимого имущества Харьковского национального университета городского хозяйства имени А.Н. Бекетова, Харьков, Украина

НЕЧЕТКОЕ РАЗБИЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КРИТЕРИЕВ ПЛОТНОСТИ

Решена задача разбиения по критериям плотности в нечетком пространстве состояний при пересечении признаков. Объектом исследования являлись процессы разбиения заданной выборки объектов на подмножества. Предмет исследования составляют методы и алгоритмы нечеткого разбиения объектов на основе критериев плотности в сложных системах. Цель работы: развитие метода горной кластеризации Ягера-Филева на основе нечетких представлений для повышения эффективности решений. Предложен нечеткий метод разбиения, основанный на вычислении плотности распределения интегральных признаков объектов в нечетком пространстве состояний, который, в отличие от существующих, дополнительно функционирует в нечетком пространстве состояний и признаков. Описаны и обоснованы этапы метода нечеткого разбиения признаков с использованием нечеткого расстояния Хемминга. Была создана программа моделирования плотности распределения признаков на основе разработанного метода. Выполнен эксперимент по определению принадлежности объекта при пересечении областей нечеткого распределения признаков и предоставление результатов в виде логического вывода и графического материала. Результаты эксперимента позволяют рекомендовать предложенный метод для использования на практике. Перспективой дальнейших исследований является исследование и алгоритмизация метода, его адаптация в пространстве признаков предметных областей.

Ключевые слова: кластеризация, расстояние Хемминга, горная кластеризация, нечеткая логика.

НОМЕНКЛАТУРА

ГИС – геоинформационные системы;

C_i – размер множества разбиения;

D – детерминированное состояние;

$\{d_{ij}\}$ – множество расстояний;

E – ребро графа;

\tilde{F} – нечеткое состояние;

G^t – граф;

Int – интегральное распределение признаков;

$\{K_i\}$ – множество разбиений;

m – количество уровней иерархии;

$\{O_{ij}\}$ – множество объектов;

$\{O_\alpha, O_\beta\}$ – объекты локализованного пространства;

$P(x, y)$ – вероятностное распределение плотностей;

$\{p_{ij\alpha}\}$ – параметры множества;

R_i – радиус множества разбиения;

$S_{ij\beta}$ – площадь распределения плотности;

U – матрица распределения плотностей признаков по объектам;

Z_i – центры множества разбиения;

$\{a_{ij}\}$ – пространственные координаты;

$\Delta\mu(S_{ij\beta})$ – величина дискретизации;

$(\delta(\tilde{O}_\alpha), \delta(\tilde{O}_\beta))$ – относительное расстояние Хемминга;

δ_i – расстояние Хемминга;

$\eta(\tilde{O})$ – квадратичный индекс нечеткости;

$\mu_{o_\alpha}, \mu_{o_\beta}$ – множество значений функции принадлежности;

$\mu_{\tilde{A}_i}$ – функция принадлежности;

$\mu(S_{ij\beta})$ – функция принадлежности плотности распределения;

ρ_α – плотность распределения признаков;
 $\{\rho_{ij\beta}\}$ – множество распределения плотности признаков.

ВВЕДЕНИЕ

Важным аспектом классификации объектов является представление, структурирование и анализ огромных массивов информации, которые составляют основу функционирования и развития сложных систем. При анализе многомерных распределенных объектов требуются универсальные и надежные подходы, направленные на минимизацию критериев на множестве ограничений предметной области. Особенно это актуально при реализации геоинформационных систем (ГИС) и технологий.

Проблема принятия решений в таких системах является не тривиальной задачей [1] и характеризуется неопределенностью, которая может быть снижена за счет применения нечетких (fuzzy) знание-ориентированных технологий. Существующие решения [2] на основе построения кластеров являются актуальными в ГИС и технологиях. Однако наличие свойств пересечения кластеров часто приводит к трудностям классификации объектов производственных систем, что приводит к технологиям нечеткого разбиения пространства по заданным критериям.

Целью настоящих исследований является разработка и совершенствование подходов к оптимизации и классификации таких объектов на основе развития методов и алгоритмов нечеткой кластеризации и разбиения, а также систем на их основе.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Кластерный анализ – это задача разбиения заданной выборки объектов на подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались [1]. Кластерный анализ представляет собой многомерную статистическую процедуру, выполняющую сбор данных, содержащих информацию о выборке объектов, и упорядочивающую объекты в сравнительно однородные группы нечетких разбиений. Множество разбиений $\{K_i\}, i \in I$ характеризуется:

- центрами $Z_i, i \in I$;
- размером $C_i - \{K_i\}, i \in I | C_i \neq \emptyset$;
- радиусами $R_i - \{K_i\}, i \in I | R_i \neq \emptyset$;
- множеством объектов $\{O_{ij}\}, j \in J$;

– множеством расстояний между кластерами $\{d_{ij}\}$,
 причем:

$$\begin{aligned} d(\tilde{A}, \tilde{A}) &= 0; \\ d(\tilde{A}, \tilde{B}) &= d(\tilde{B}, \tilde{A}); \\ d(\tilde{A}, \tilde{C}) &\leq d(\tilde{A}, \tilde{B}) \circ d(\tilde{B}, \tilde{C}); \\ d(\tilde{A}, \tilde{B}) &\geq 0. \end{aligned}$$

Множество объектов $\{O_{ij}\}, j \in J$ характеризуется множествами признаков распределения плотностей $\{\rho_{ij\beta}\}, \beta \in B$, пространственных координат $\{a_{ij}\}$ и параметров $\{p_{ij\alpha}\}, \alpha \in A$, причем $O_{ij} \in \{O_{ij}\}, j \in J | \{a_{ij}\} \neq \emptyset, \{p_{ij}\} \neq \emptyset$.

Необходимо предложить методы и алгоритмы нечеткого разбиения объектов на основе критериев плотности в сложных системах и технологиях пространственно распределенных объектов предметных областей.

2 ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Применение кластерного анализа в общем виде сводится к следующим этапам [3]:

- выборка объектов для кластеризации;
- определение множества переменных, по которым будут оцениваться объекты в выборке с нормализацией значений переменных;
- вычисление значений меры сходства между объектами;
- применение метода кластерного анализа для создания групп сходных объектов (кластеров);
- представление и интерпретация результатов анализа.

Для каждой пары объектов измеряется «расстояние» между ними – степень схожести. Существует множество метрик [3]: евклидово расстояние; квадрат евклидова расстояния; манхэттенское расстояние или расстояние Хемминга; расстояние Чебышева; степенное расстояние, которое является модификацией расстояния Эвклида.

Существуют следующие методы и алгоритмы кластеризации [3] (табл. 1):

- алгоритмы иерархической кластеризации;
- алгоритмы квадратичной ошибки;
- нечеткие алгоритмы;
- алгоритмы, основанные на теории графов;

Таблица 1 – Методы и алгоритмы кластеризации

Методы и алгоритмы кластеризации	Положительные качества	Отрицательные качества
алгоритмы иерархической кластеризации	представление результата в виде дендрограммы	необходима система полных разбиений
алгоритмы квадратичной ошибки	минимизация среднеквадратической ошибки разбиения	требуется задание количества кластеров
нечеткие алгоритмы	мягкое разбиение на кластеры	необходимо заранее знать количество кластеров
алгоритмы, основанные на теории графов	наглядность и возможность внесения различных модификаций	сложность подбора значащих коэффициентов
алгоритм выделения связанных компонент	наглядность и возможность внесения различных модификаций	трудности управления количеством кластеров при помощи порога расстояния
алгоритм минимального покрывающего дерева	наглядность и возможность внесения различных модификаций	трудности управления количеством кластеров при помощи порога расстояния
послойная кластеризация	наглядность и возможность внесения различных модификаций	трудности управления количеством кластеров при помощи порога расстояния

- алгоритм выделения связных компонент;
- алгоритм минимального покрывающего дерева;
- послойная кластеризация.

Наличие множества методов и алгоритмов кластеризации не охватывает всей совокупности подходов и особенностей распределения признаков объектов, что свойственно распределению различной природы и требует дальнейших исследований.

3 МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Предлагаемые решения являются дальнейшим развитием метода горной кластеризации Ягера-Филева [4] на основе нечетких представлений.

Утверждение 1. Если задано множество площадей распределения плотностей признаков $\{\rho_{ij\beta}\}, \beta \in B$, пространственных координат $\{a_{ij}\}$ и параметров $\{p_{ij\alpha}\}, \alpha \in A$, а также задана плотность распределения признаков $\{\rho_{ij\beta}\}, \beta \in B$ в виде $\rho_{\alpha}, \alpha \in A$, для которых характерно $S_{ij}, i \in I, j \in J$, тогда критерием поиска плотности распределения признаков может быть

$$\rho_{\alpha} = \frac{\sum_{i \in I, j \in J} \rho_{ij\beta} S_{ij}}{\sum_{i \in I, j \in J} S_{ij}} \mu(S_{ij\beta}), \rho_{ij} > \rho^*, \quad (1)$$

где ρ^* – порог плотности, $\mu(S_{ij\beta})$ – функция принадлежности плотности распределения (ρ_{ij}) по некоторой площади из $S_{ij\beta}$.

Особенностью метода является то, что он не требует задания количества кластеров и при числе признаков ($n = 2$) поверхность распределения близка к горному рельефу. Кластеризация по горному методу не является нечеткой, однако, ее часто используют при синтезе нечетких правил на знаниях [4]. Особенностью горной кластеризации является следующее:

- на первом шаге горной кластеризации определяют точки, которые могут быть центрами кластеров;
- на втором шаге для каждой такой точки рассчитывается значение потенциала, показывающего возможность формирования кластера в ее окрестности. Плотность расположения объектов в окрестности потенциального центра кластера является функцией от значения его потенциала;
- на третьем шаге итерационно выбирают центры кластеров среди точек с максимальными потенциалами. Формируются также объекты кластеризации.

Важной особенностью, накладывающей ограничения на применение метода, является отсутствие возможности решений в нечетком пространстве состояний. Анализ возможных решений по совершенствованию вышеизложенного метода [4] позволил сформулировать следующее предположение: на первом этапе построение решетчатого гиперкуба следует дополнить функцией принадлежности распределения $\mu(S_{ij\beta})$.

Тогда этапы нового метода нечеткого разбиения признаков могут быть такие.

Этап 1. Формируем интегральное распределение признаков

$$Int = \frac{\sum_{i \in I, j \in J, \beta \in B} \rho_{ij\beta} S_{ij\beta}}{\sum_{i \in I, j \in J, \beta \in B} S_{ij\beta}}, \quad (2)$$

исключаем из рассмотрения $\rho_{ij\beta}$, для которых $|I| \wedge |J| \wedge |B| = 0$, и уточняем интегральные признаки (2)

$$Int' = \frac{\sum_{i \in I, j \in J, \beta \in B} \rho_{ij\beta} S_{ij\beta}}{\sum_{i \in I, j \in J, \beta \in B} S_{ij\beta}}. \quad (3)$$

Этап 2. Формируем область $S_{ij\beta_x}$, для которой значение квадратичного индекса нечеткости [5] принимает вид

$$\eta(\tilde{O}) = \frac{2}{\sqrt{n}} e(\tilde{O}, \overline{\tilde{O}}) \xrightarrow{a_{ij}} \min. \quad (4)$$

Искомое значение (4) определяем в качестве первого с максимальной плотностью признаков потенциального центра разбиения $\{K_i\}, i = 1 | C_i \neq \emptyset$.

Этап 3. Формируем потенциальные центры разбиения. Для этого диапазоны изменения входных признаков разбиваем на n интервалов согласно (1), причем принимаем

$$\mu(S_{ij\beta}) = \mu(S_{i+1, j+1, \beta}), \mu(S_{ij\beta}) = \exp(-k(x-u)^2), k > 0, \quad (5)$$

где k – крутизна функции, u – центр гауссиана.

Параметры функции (5) являются элементами настройки.

Этап 4. Задав в (5) $\mu(S_{ij\beta}) = \mu(S_{ij\beta})_o$ и величину дискретизации $\Delta\mu(S_{ij\beta})$, находим итерационно, согласно (1), значения $x = x_o, \dots, x_n$, таким образом, что

$$\rho_{ij} = \rho_o > \rho^*. \quad (6)$$

Это определяет число и размер потенциальных пространств разбиения $\Delta S_{\alpha_{ij}}$.

Этап 5. Уточняем из особенностей поверхности $\{S_{ij\beta}\}$ проекции значений $\{x_o, \dots, x_n\}$, $|x_o, \dots, x_n| = N$, что и определяет размер разбиения

$$C_i = x_{i+1} - x_i \quad (7)$$

и радиус

$$R_i = \frac{x_{i+1} - x_i}{2} \quad (8)$$

объектов.

Этап 6. Радиусы объектов уточняются на основе квадратичной нормы с учетом (6) и повторной реализацией этапов 1–5. Отметим, что $R_i \neq R_{i+1}, C_i \neq C_{i+1}$.

Этап 7. Осуществляем упорядочение признаков и формирование матрицы распределения плотностей признаков по объектам

$$U = \{K_i\}, i \in I | (C_i \neq \emptyset, O_{ij}, i \in I, j \in J),$$

$$if O_{ij} \in \{O_{ij}\}, j \in J | \{a_{ij}\} \neq \emptyset, \{p_{ij}\} \neq \emptyset. \quad (9)$$

Этап 8. Останов.

Для реализации этапов 1–7 в знание-ориентированных технологиях целесообразно применить стратегию согласно [6], как решение

$$\{if\ x\ is\ \mu(x)\ then\ y\ is\ \mu(y)\}, \quad (10)$$

согласно

$$y' = \vee x' \wedge \mu(x, y) \quad (11)$$

с последующей (11) дефазификацией [6].

Пусть существуют объекты $\{O_\alpha, O_\beta\} \subset \{O_{ij}\}, j \in J$ множества значений функций принадлежности, для которых

$$\mu_{O_\alpha} \cap \mu_{O_\beta} \neq \emptyset. \quad (12)$$

Существует некоторое пространство $S(x, y)$, которое принадлежит (12). Необходимо определить принадлежность пространства $S(x, y)$ одному из объектов из $\{O_\alpha, O_\beta\}$, если $\rho_{S(x, y)} \geq \rho^*$.

Утверждение 2. Если справедливо (12) и необходимо определить принадлежность пространства $S(x, y)$ одному из объектов из $\{O_\alpha, O_\beta\}$, при $\rho_{S(x, y)} \geq \rho^*$, то пространство $S(x, y)$ принадлежит одному из объектов $O_k \in \{O_\alpha, O_\beta\}$, согласно

$$(\delta(\tilde{O}_\alpha), \delta(\tilde{O}_\beta)) \xrightarrow{S(x, y), \rho_{S(x, y)} \geq \rho^*} \min. \quad (13)$$

Доказательство утверждения 2 очевидно, если принять в качестве критерия меры (13). В качестве критерия локализации пространства $S(x, y)$ на объектах $\{O_\alpha, O_\beta\}$ введем меру на основе нечеткого расстояния Хемминга [7]

$$\delta(\tilde{O}_k, \tilde{S}(x, y)) = \frac{d(\tilde{O}_k, \tilde{S}(x, y))}{n}, \quad (14)$$

которая справедлива при условии, что плоскость дискретизации функций принадлежности объектов в (14) определена в виде

$$n_{O_\alpha} = n_{O_\beta} = n. \quad (15)$$

Тогда, используя (14), (15), мы можем выявить свойство принадлежности (13) пространства $S(x, y)$ к объектам из $\{O_\alpha, O_\beta\}$.

Следствие утверждения 2. Если существует мера расстояния в виде расстояния Хемминга [14] причем

$$\{\mu_{\tilde{A}_i}\} \cap \{\mu_{\tilde{A}_{i+1}}\} \neq \emptyset, \quad (16)$$

то следует рассматривать ряд случаев распределения плотностей.

Случай А. Пусть существует вероятностное распределение плотностей вещества на плоской поверхности

$$P(x, y) = e^{-k(x-a)^2}, \quad (17)$$

где a – центр гауссиана.

Определим пространство распределения плотностей на основе (17), где предложено формирование первого разбиения $S_{ij\beta_x}$ с центром разбиения

$$K_i \in \{K_j\}, i = 1 | C_i \neq \emptyset. \quad (18)$$

Тогда справедливо утверждение.

Утверждение 3. Если задана карта распределения с центрами a_1, a_2 , находящимися в изолированном пространстве, и подвергающимся динамическим внешним факторам, то правило матричного отображения пространства имеет вид (19).

Приняв в (16) $a_1 = a_2$, уточнив (17), выполним анализ расположения точки $a(x, y) \in \tilde{S}(x, y)$ согласно критерия

$$a_i \cap P(x, y) \neq \emptyset, \quad (19)$$

При нарушении (19), имеем возможное несоответствие согласно утверждения 3, что требует дальнейших исследований.

Рассмотрим случай, когда справедливо (18), (19).

Случай В. Приняв терм лингвистической переменной в виде $\mu_{A_1} \neq 0, \mu_{A_2} \neq 0$, функции принадлежности определены в виде гауссианов:

$$\mu_{A_1} = e^{-k_1(x-a_1)^2}, k_1 > 0, \quad (20)$$

$$\mu_{A_2} = e^{-k_2(x-a_2)^2}, k_2 > 0. \quad (21)$$

Сформулируем утверждение 4.

Утверждение 4. Если существует (14), для которого справедливо (16), то нахождение минимального значения из

$$\alpha = \min(\delta(\mu_{\tilde{A}_i}), \delta(\mu_{\tilde{A}_{i+1}})), i \in I \quad (22)$$

определяет принадлежность области $\tilde{S}(x, y)$ соответствующему нечеткому разбиению при выполнении (16).

Справедливость утверждения 4 непосредственно следует из меры расстояния (14) и сущности операции пересечения функций принадлежности (16).

Используя положения (14), рассмотрим пересечение областей (20), (21), причем $k_1 > 0, k_2 > 0, k_1 < k_2, a_1 > a_2$, для которых справедливо (16).

Вычислениями определено, что $\delta_{A_1} < \delta_{A_2}$, тогда область $\tilde{S}(x, y)$ принадлежит, согласно (22), разбиению (20).

Действительно, пространство $\tilde{S}(x, y)$ попадает под влияние области с меньшим расстоянием Хемминга, что подтверждает справедливость (22) на функциях (20), (21).

Следствие 1 утверждения 4. В случае, если расстояния равны $\delta(14)$

$$\left| \{\mu_{\tilde{A}_i}\} = \{\mu_{\tilde{A}_{i+1}}\} \right| \leq \varepsilon, \quad (23)$$

где ε – норма точности, то пространство $\tilde{S}(x, y)$ не принадлежит ни к одному из источников.

Следствие 2 утверждения 4. Положения утверждения 4 справедливы при выполнении условия (6).

Тогда, учитывая положения утверждений 2–4, дополнительно к этапам 1–8, сформулируем дополнения:

5' Если справедливо (12), то осуществляем уточнение нахождения дополнительных кластеров согласно (13)–(22);

5'' Осуществляем контроль разбиения согласно этапов 1–7.

4 ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для эксперимента была создана программа моделирования плотности распределения признаков на основе разработанного метода при условии $\{\mu_{A_i}\} \cap \{\mu_{A_{i+1}}\} \neq \emptyset$.

UML – диаграмма классов представлена на рис. 1.

Программа PL.v.0.1, которая реализована в среде Python [8].

5 РЕЗУЛЬТАТЫ

В качестве исходных данных используются параметры, определяющие вид функции и местоположение в пространстве (рис. 2):

- координаты проекций источников признаков влияния и искомой точки на ось OX;

- значения крутизны функций принадлежности распределения плотности признаков от соответствующих источников;

- значение ограничителя в расчетах (ПДК).

ПДК – минимальное значение плотности признаков для изменения состояния искомой точки. ПДК выполняет роль логического оператора, который определяет дальнейший сценарий работы программы. Возможны 3 сценария работы программы. Сценарий 1: ПДК больше значений множеств в искомой точке, тогда точка не изменяет свое состояние и не принадлежит не к одной точке. Сценарий 2: ПДК меньше одного из значения множеств. Сценарий 3: ПДК меньше значений двух функций принадлежности в искомой точке, тогда для определения множества, к которому принадлежит точка, выполняется расчет расстояния Хемминга.

Во время работы программы выполняется расчет принадлежности точки к зонам влияния исходных мно-

жеств. В случае влияния обоих множеств на искомую точку выполняется расчет расстояния Хемминга и формирования результата путем логического вывода. Помимо выдачи текстового результата работы, программа выводит изображение с наглядным отображением всех объектов.

Таким образом, в результате эксперимента подтверждена справедливость утверждения 4 (рис. 2).

6 ОБСУЖДЕНИЕ

В работе рассмотрены методы нечеткого разбиения признаков по критерию плотности. Сформулирован метод, который является развитием метода горной кластеризации Ягера-Филева, что позволяет развивать метод на случай нечеткого пространства состояний. Дана оценка эффективности методов, основанных на вероятностном и нечетком распределении плотности признаков. Определена перспективность нечеткого разбиения по отношению к вероятностному распределению.

Действительно, используя положения (14) рассмотрено пересечение областей нечеткого распределения признаков. Вычислениями определено, что в случае, когда $\delta_{A_1} < \delta_{A_2}$, область $\tilde{S}(x, y)$ принадлежит, согласно (22), разбиению (20).

Определено, что справедливо следствие утверждения 4 в случае, если расстояния равны (23).

Экспериментом подтверждена вычислительная сложность в виде полинома второго порядка

$$O(n) = A_0 + bx + cx^2, \tag{24}$$

для (24) справедливо

$$A_0 \neq 0, b \neq 0, c \neq 0.$$

Развитием метода является адаптация подходов к предметным областям путем дополнительного введения влияния различных внешних факторов на процесс нечеткого распределения пространства признаков.

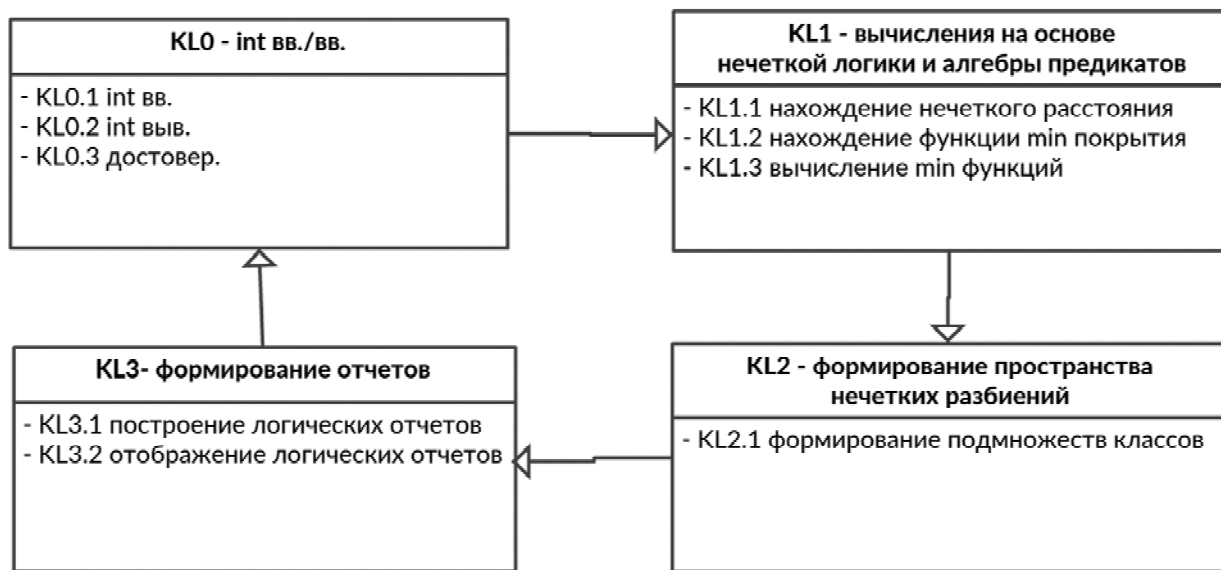


Рисунок 1 – UML диаграмма классов приложений

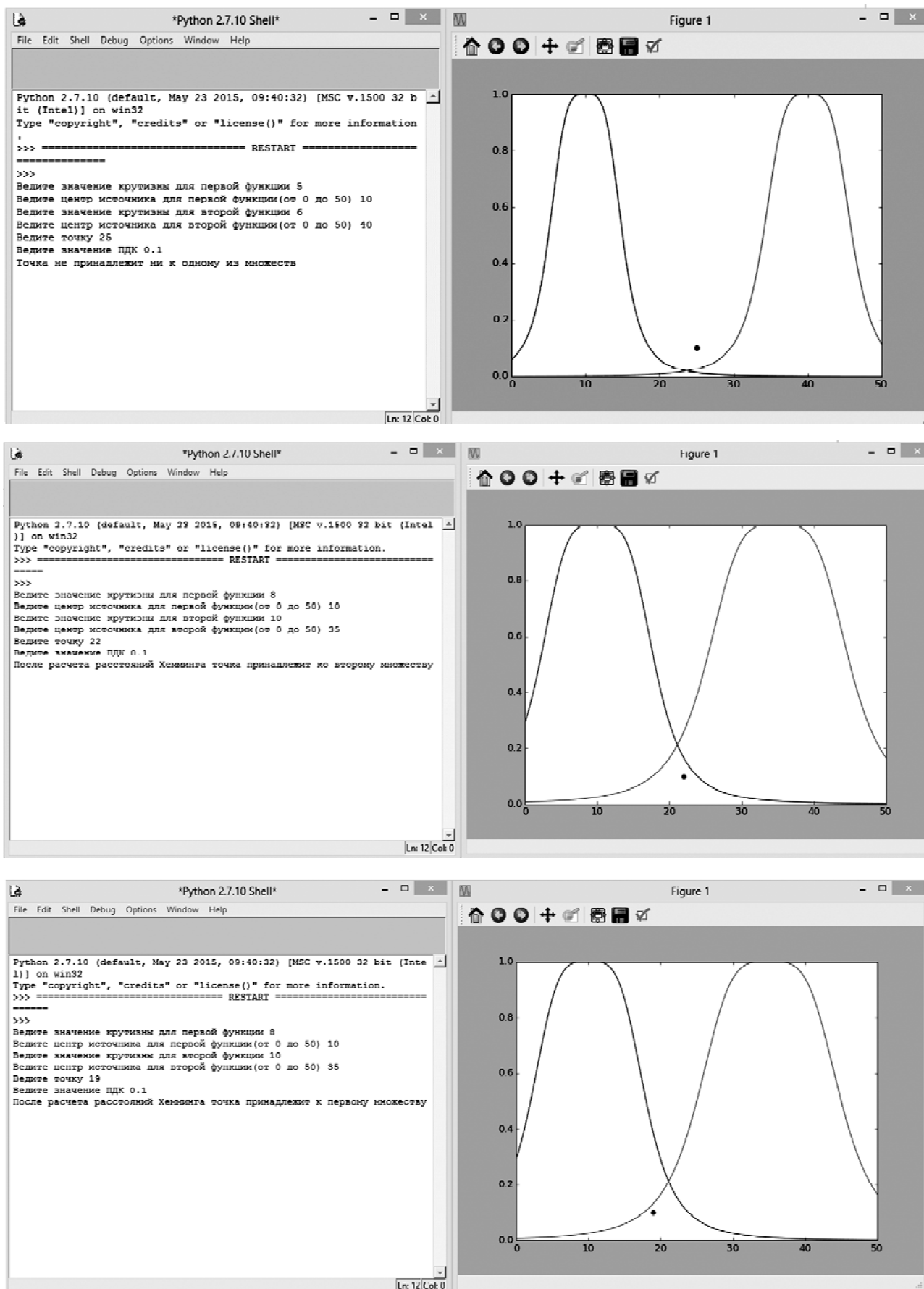


Рисунок 2 – Моделирование разбиений с различными сценариями

ВИВОДИ

Розробка знання-орієнтованих інтелектуальних методів і моделей аналізу складних об'єктів являється важливою складовою технологічних просторово розподілених процесів, функціонуючих в умовах неопределенності. Знання-орієнтовані методи направлені на моделювання і обробку детермінованих, вірогідних і нечітких знань, як фактора підвищення якості розбиття. Отримані результати наукових досліджень дозволили більш повно, з високою адекватністю реалізувати розбиття по критеріям щільності в нечіткому просторі станів. Підхід дозволяє принципово виділити нечіткою область при пересіченні ознак. Таким образом, в роботі пропонується і досліджено:

1. Виконано суттєвий аналіз методів і алгоритмів кластеризації об'єктів на множині ознак. Визначено, що наявність множини методів і алгоритмів кластеризації не охоплює всієї сукупності підходів і особливостей розподілу ознак об'єктів, що властиво розподілу різної природи. В зв'язі з цим важливо розглянути підходи до нечіткого розбиття об'єктів на основі щільності їх розподілу в нечіткому просторі станів.

2. Отримано подальше розв'язання новий нечіткий метод розбиття, оснований на визначенні щільності розподілу інтегральних ознак об'єктів в нечіткому просторі станів, який, в відмінність від існуючих, додатково функціонує в нечіткому просторі станів і ознак шляхом побудови решітчастого гіперкуба з нечіткою функцією належності, що дозволяє раціональне розбиття ознак на множині об'єктів.

3. Перспективою подальших досліджень є дослідження і алгоритмізація методу в задачах проєк-

тування і експлуатації систем, його адаптація в просторі ознак предметних областей.

БЛАГОДАРНОСТІ

Робота виконана в рамках досліджень госбюджетної НІР «Нейро-фаззи системи для поточної кластеризації і класифікації послідовностей даних в умовах їх викривлення відсутніми і аномальними спостереженнями» (№ гос. реєстрації 0113U000361). Авторами розроблені нові методи і моделі, оснований на нечіткому розбитті об'єктів на основі критерію щільності. Визначено межі адекватності методу в програмній середі ГІС і його обчислювальна складність, яка близька до квадратичної.

В рамках виконаної НІР розв'язано також задачі практичної реалізації і впровадження на реальних об'єктах.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Gan G. Data Clustering: theory, algorithms, and applications / G. Gan, C. Ma, J. Wu. – SIAM, Philadelphia, USA, Alexandria, VA, 2007. – 466 p.
2. Cluster Analysis / [B. Everitt, S. Landau, M. Leese, D. Stahl]. – John Wiley & Sons Ltd, 2011. – 330 p.
3. Xu R. Clustering / R. Xu, D. C. Wunsch. John Wiley & Sons, Inc, 2009. – 358 p.
4. Yager R. Essentials of Fuzzy Modeling and Control / R. Yager, D. Filev. – USA : John Wiley & Sons, 1984. – 387 p.
5. Борисов В. В. Нечіткі моделі і мережі / В. В. Борисов, В. В. Крупнов, А. С. Федюлов. – М. : Горюча лінія, 2012. – 284 с.
6. Tsoukalas L. H. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering / L. H. Tsoukalas, R. E. Uhrig. – New York : John Wiley & Sons, Inc, 1997. – 587 p.
7. Блейхут Р. Теорія і практика кодів, контролюючих помилки / Р. Блейхут. – М. : Мир, 1986. – 576 с.
8. Severance C. Python for Informatics [Electronic resource]. – Regime of access : <http://do1.dr-chuck.com/py4inf/EN-us/book.pdf>.

Стаття надійшла в редакцію 16.10.2015.
Після доработки 28.10.2015.

Кучеренко Є. І.¹, Глушенкова І. С.², Глушенков С. А.³

¹Д-р техн. наук, професор, професор кафедри штучного інтелекту Харківського національного університету радіоелектроніки, Харків, Україна

²Канд. техн. наук, доцент кафедри геоінформаційних систем, оцінки землі та нерухомого майна Харківського національного університету міського господарства імені О.М. Бекетова, Харків, Україна

³Аспірант кафедри геоінформаційних систем, оцінки землі та нерухомого майна Харківського національного університету міського господарства імені О.М. Бекетова, Харків, Україна

НЕЧІТКЕ РОЗБИТТЯ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ КРИТЕРІЇВ ЩІЛЬНОСТІ

Розв'язано задачу розбиття за критеріями щільності в нечіткому просторі станів при перетині ознак. Об'єктом дослідження були процеси розбиття заданої вибірки об'єктів на підмножини. Предмет дослідження становлять методи й алгоритми нечіткого розбиття об'єктів на основі критеріїв щільності в складних системах. Мета роботи: розвиток методу гірської кластеризації Ягера-Філева на основі нечітких уявлень для підвищення ефективності рішень. Запропоновано нечіткий метод розбиття, заснований на обчисленні щільності розподілу інтегральних ознак об'єктів в нечіткому просторі станів, який, на відміну від існуючих, додатково функціонує в нечіткому просторі станів і ознак. Описано й обґрунтовано етапи методу нечіткого розбиття ознак із застосуванням нечіткої відстані Хеммінга. Було створено програму моделювання щільності розподілу ознак на основі розробленого методу. Виконано експеримент щодо визначення належності об'єкта при перетині областей нечіткого розподілу ознак та надання результатів у вигляді логічного виведення і графічного матеріалу. Результати експерименту дозволяють рекомендувати запропонований метод для використання на практиці. Перспективою подальших досліджень є дослідження та алгоритмізація методу, його адаптація в просторі ознак предметних областей.

Ключові слова: кластеризація, відстань Хеммінга, гірська кластеризація, нечітка логіка.

Kucherenko Ye. I.¹, Glushenkova I. S.², Glushenkov S. A.³

¹Dr.Sc., Professor, Department of Artificial Intelligence, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

²PhD, Associate Professor, Department of Geoinformation Systems, Land Valuation and Real Property, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Kharkov, Ukraine

³Postgraduate student, Department of Geoinformation Systems, Land Valuation and Real Property, O. M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv, Kharkiv, Ukraine

FUZZY PARTITIONING OF THE OBJECTS BASED ON THE CRITERIA OF DENSITY

The problem of the partition of the criteria in the fuzzy space density of states at the intersection of features. The object of research is the process of partitioning a given sample of objects into subsets. Subject of research methods and algorithms make fuzzy partition of objects based on the criteria density in complex systems. Objective: to develop a method of clustering mining Jager-Fileva based on fuzzy concepts to improve the effectiveness of the decisions. It was proposed fuzzy partitioning method based on the calculation of the density distribution of the integral attributes of the objects in a fuzzy space of conditions. The method, in contrast to existing, additionally operates in a fuzzy state space and features. Describe and justify the steps of the method of fuzzy partitioning features using fuzzy Hamming distance. It was created simulation program distribution density of features on the basis of this method. An experiments conducted to determine the affiliation of the object at the intersection of fuzzy areas of distribution and the provision of evidence of results in the form of inference and graphic material. The experimental results allow us to recommend the proposed method to be used in practice. Prospects for further research is to study and algorithmization method, its adaptation to the feature space domains.

Keywords: Clustering, Hamming distance, mountain clustering, fuzzy logic.

REFERENCES

1. Gan G., Ma C., Wu J. Data Clustering: theory, algorithms, and applications. SIAM, Philadelphia, ASA, Alexandria, VA, 2007, 466 p.
2. Everitt B., Landau S., Leese M., Stahl D. Cluster Analysis. John Wiley & Sons Ltd, 2011, 330 p.
3. Xu R., Wunsch D. C. Clustering. John Wiley & Sons, Inc, 2009, 358 p.
4. Yager R., Filev D. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. USA, John Wiley & Sons, 1984, 387 p.
5. Borisov V. V., Kruglov V. V., Fedulov A. S. Nechetkie modeli i seti. Moscow, Gorjachaja linija, 2012, 284 p.
6. Tsoukalas L. H., Uhrig R. E. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. New York, John Wiley & Sons, Inc, 1997, 587 p.
7. Blejhut R. Teorija i praktika kodov, kontrolirujushhih oshibki. Moscow, Mir, 1986, 576 p.
8. Severance C. Python for Informatics [Electronic resource]. Regime of access : <http://do1.dr-chuck.com/py4inf/EN-us/book.pdf>.

ВИДОБУВАННЯ ПРОДУКЦІЙНИХ ПРАВИЛ НА ОСНОВІ НЕГАТИВНОГО ВІДБОРУ

Вирішено завдання розробки математичного забезпечення для автоматизації видобування набору знань у вигляді продукційних правил з навчальних вибірок даних. Об'єктом дослідження є процес побудови моделей неруйнівного контролю якості. Предмет дослідження становлять методи видобування продукційних правил на основі негативного відбору для синтезу моделей контролю якості. Мета роботи: створення методу синтезу продукційних правил на основі негативного відбору, що полягає в обробці даних навчальної вибірки, яка характеризується істотною відмінністю кількості екземплярів, що відносяться до різних класів. Запропоновано метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки, який при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, як форму детектора використовує гіперкуб максимально можливого об'єму. Розроблений метод дозволяє виключати малозначущі і надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями. Запропонований метод за рахунок підвищення узагальнюючих властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення числа детекторів і умов антецедентів також підвищує інтерпретабельність моделі, скорочує її розмірність (структурну і параметричну складність), обсяг використовуваної пам'яті і підвищує швидкість моделі при послідовній реалізації обчислень. Проведено експерименти з дослідження властивостей запропонованого методу. Результати експериментів дозволяють рекомендувати запропонований метод для використання на практиці.

Ключові слова: вибірка, діагностування, модель контролю якості, негативний відбір, продукційне правило.

НОМЕНКЛАТУРА

E – помилка розпізнавання на навчальних даних ($S = \langle P, T \rangle$);

E_t – помилка розпізнавання на тестових даних;

m – номер ознаки (характеристики) об'єкта;

M – кількість ознак вибірки S ;

$N(p_{mn})$ – кількість екземплярів вибірки S , значення m -ї ознаки яких, належать n -му інтервалу діапазону її зміни;

$N_{\text{int}}(p_m)$ – кількість інтервалів, на які розбивається діапазон значень m -ї ознаки p_m ;

$N(p_{mn}, t_l)$ – кількість екземплярів вибірки S , значення вихідного параметра T яких дорівнює t_l (належать l -му інтервалу діапазону його зміни t_l) за умови, що значення їх m -ї ознаки належить n -му інтервалу p_{mn} ;

$N_{\text{int}}(T)$ – кількість можливих значень (інтервалів, на які розбивається діапазон значень) вихідного параметра T ;

N_{it} – кількість ітерацій роботи методу;

$N_{t_q=t'_0}$ – кількість екземплярів вибірки $S = \langle P, T \rangle$, значення вихідного параметра t_q яких дорівнює t'_0 ;

$N_{t_q=t'_1}$ – кількість екземплярів вибірки $S = \langle P, T \rangle$, значення вихідного параметра t_q яких дорівнює t'_1 ;

$N_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ – кількість екземплярів тестової вибірки, що розпізнані як «свої» ($t_q = t'_1$), але реально відносяться до класу «чужих» ($t_q = t'_0$);

$N_{t_q=t'_0}$ – кількість екземплярів тестової вибірки, що відносяться до класу «чужих» ($t_q = t'_0$);

$N_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$ – кількість екземплярів тестової вибірки,

що розпізнані як «чужі» ($t_q = t'_0$), але реально відносяться до класу «своїх» ($t_q = t'_1$);

$N_{t_q=t'_1}$ – кількість екземплярів тестової вибірки, що

відносяться до класу «своїх» ($t_q = t'_1$);

P – набір вхідних характеристик (ознак) об'єктів у вибірці $S = \langle P, T \rangle$;

p_{qm} – значення m -ї ознаки q -го екземпляра вибірки S ;

$p_{m \min}$ – мінімальне значення m -ї ознаки у вибірці;

$p_{m \max}$ – максимальне значення m -ї ознаки у вибірці;

$P_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ – імовірність помилки віднесення до класу «своїх» ($t_q = t'_1$) за умови, що екземпляр реально відноситься до класу «чужих» ($t_q = t'_0$);

$P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$ – імовірність помилки віднесення до класу «чужих» ($t_q = t'_0$) за умови, що екземпляр реально

відноситься до класу «своїх» ($t_q = t'_1$);

q – номер екземпляра (об'єкта) у вибірці S ;

Q – кількість екземплярів вибірки S ;

$\rho(p_{mn})$ – імовірність того, що значення ознаки p_m екземплярів вибірки S потрапить у n -й інтервал діапазону її зміни;

$\rho(p_{mn}, t_l)$ – умовна імовірність того, що значення вихідного параметра T буде дорівнює t_l (потрапить у l -й інтервал t_l) за умови, що m -а ознака p_m потрапить у n -й інтервал p_{mn} ;

$S = \langle P, T \rangle$ – навчальна вибірка;

t – час роботи методу, мс;

$t_q \in T'$ – значення вихідного параметра q -го екземпляра;

T – множина значень вихідного параметра у вибірці

$S = \langle P, T \rangle$;

T' – множина можливих значень вихідного параметра T .

ВСТУП

У процесі побудови моделей прийняття рішень для неруйнівного контролю якості, технічного та медичного діагностування, розпізнавання образів [1–4] можуть виникати ситуації, коли велика частина інформації в навчальній вибірці даних відноситься до одного класу (наприклад, переважна більшість виробів відноситься до одного класу придатності) [5, 6].

У таких випадках для формалізації описів досліджуваних об'єктів або процесів доцільно синтезувати моделі на основі штучних імунних систем [7–9], що характеризуються можливостями навчання на основі екземплярів тільки одного класу, а також високим рівнем адаптації. Для вирішення задач, що характеризуються істотною відмінністю кількості екземплярів, що відносяться до різних класів, пропонується використовувати штучні імунні системи, що працюють на основі принципів негативного відбору [10–13], що передбачає побудову набору детекторів (обчислювальних елементів), здатних до розпізнавання невідомих екземплярів [14–16]. Такий підхід дозволяє виявляти аномалії або випадкові зміни в діагностованих об'єктах [7, 10], а також розпізнавати екземпляри чужих класів (класів об'єктів, екземпляри яких не представлені в навчальній вибірці) [8, 12, 15].

Проте відомі методи синтезу штучних імунних систем на основі негативного відбору [8–16] генерують надлишкову кількість детекторів (можливих рішень задачі), висувають значні вимоги до обчислювальних ресурсів ЕОМ, як правило, використовують інформацію тільки про один клас екземплярів («своїх», придатних і т.п.), не враховуючи при цьому дані про екземпляри інших класів. Отже, актуальною є розробка методів синтезу штучних імунних систем на основі негативного відбору, вільних від зазначених недоліків. Крім того, діагностичні моделі на основі штучних імунних систем характеризуються низьким рівнем узагальнення. Не дивлячись на те, що детектори (правила) імунної системи по окремоті є легкими в сприйнятті і розумінні людиною, через низький рівень узагальнення, система детекторів має велику розмірність, і, отже, є складною для сприйняття й аналізу людиною, що в цілому призводить до зниження інтерпретабельності діагностичної моделі на основі імунних систем.

Метою роботи є створення методу синтезу продукційних правил на основі негативного відбору, що полягає в обробці даних навчальної вибірки, яка характеризується істотною відмінністю кількості екземплярів, що відносяться до різних класів.

1 ПОСТАНОВА ЗАДАЧІ

Нехай задана навчальна множина $S = \langle P, T \rangle$. Набір P представляється у вигляді матриці $P = (p_{qm})_{QM}$, $m = 1, 2, \dots, M$, $q = 1, 2, \dots, Q$. Набір значень вихідного параметра представляється у виді вектора $T = (t_q)_Q$, елементи $t_q \in T'$ якого приймаються значення з множини T' . У задачах неруйнівного контролю якості і розпізнавання образів множина T' , як правило, складається з двох

елементів $T' = \{t'_0, t'_1\}$, що визначають клас придатності виробу, наприклад при $t_q = t'_0$ q -й виріб вважається придатним, при $t_q = t'_1$ – некондиційним.

При цьому кількість екземплярів вибірки $S = \langle P, T \rangle$ одного класу (наприклад, екземплярів класу некондиційних $t_q = t'_1$) істотно відрізняється від кількості екземплярів іншого класу, що визначається нерівністю (1):

$$0 \leq N_{t_q=t'_0} \ll N_{t_q=t'_1}, \quad (1)$$

де $N_{t_q=t'_0} + N_{t_q=t'_1} = Q$.

Тоді на основі заданої вибірки $S = \langle P, T \rangle$ необхідно синтезувати набір $RB = \{rule_1, rule_2, \dots, rule_{NR}\}$ продукцій $P_r \rightarrow T_r$, що дозволяє забезпечити прийнятний рівень похибки розпізнавання E , розрахованої як відношення кількості N_{er} неправильно розпізнаних за допомогою набору правил RB спостережень вибірки S до загальної кількості екземплярів Q (2):

$$E = \frac{N_{er}}{Q}. \quad (2)$$

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Методи негативного відбору використовують процеси позитивної та негативної селекції, здійснювані під час дозрівання T -лімфоцитів, використовуються для класифікації та розпізнавання в задачах, де простір станів моделюється на основі наявних знань [10–13, 16]. В основі роботи моделі негативного відбору [10–13, 16] лежить поведінка T -клітин, що забезпечує терпимість імунної системи організму до власних клітин. При цьому T -клітини мають здатність розпізнавати практично будь-які (невідомі їм раніше) антигени. У термінах теорії імунної системи антигеном називають будь-який екземпляр, який може бути розпізнаний системою [7–9].

Основне завдання, яке вирішується за допомогою моделі негативного відбору, полягає у виявленні відмінностей між двома класами об'єктів і в проведенні подальшої двокласової класифікації [11, 16]. З погляду діагностування це завдання можна розглядати як завдання виявлення аномалій або випадкових змін у стані діагностованих об'єктів.

Чисельні детектори використовуються в тих випадках, коли стан системи можна представити у вигляді вектора ознак, значення яких нормалізовані і знаходяться в діапазоні від 0 до 1. Методи негативного відбору [10, 11, 16] засновані на використанні чисельного представлення детекторів, що призводить до більш компактного подання даних та прискорює генерацію детекторів, а також використовують класичні принципи класифікації для визначення належності детектора до придатних або дефектних екземплярів.

Проте використання чисельних детекторів у відомих методах негативного добору приводить до різних проблем, таких як неможливість задати заздалегідь розміри детекторів і їх кількість, неможливість передбачити збіжність методу, в результаті чого можливі ситуації, коли оптимальний набір детекторів так і не буде отриманий.

Потреба усунення недоліків відомих методів обумовлює необхідність розробки нового методу негативного відбору, здатного синтезувати набір детекторів за даними навчальної вибірки, що містить інформацію про екземпляри різних класів.

3 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Як відзначено вище, відомі методи негативного відбору [8–16] мають такі недоліки, як генерація надлишкової кількості детекторів, використання інформації про екземпляри тільки одного класу, низька інтерпретабельність синтезованого набору рішень у вигляді детекторів. Крім того, більшість методів, заснованих на принципі негативного відбору, в якості детекторів використовують гіперсфери з фіксованим радіусом, який визначає область простору ознак, що покривається детектором. Вибір величини радіуса гіперсфери-детектора являє собою дуже складну задачу, оскільки при великих значеннях радіуса знижується точність розпізнавання, а при низьких значеннях збільшується кількість генерованих детекторів, що у свою чергу знижує узагальнюючі властивості синтезованої моделі у вигляді набору детекторів штучної імунної мережі.

Наявність зазначених недоліків обумовлює необхідність висунення істотних вимог до обчислювальних ресурсів ЕОМ при використанні відомих методів негативного відбору, що, у свою чергу, знижує швидкість пошуку рішення і, у деяких випадках, не дозволяє знайти прийнятне рішення.

Для усунення зазначених недоліків доцільно використовувати метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки, у якому пропонується:

- при генерації набору детекторів $AB = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$ використовувати відому

інформацію про екземпляри обох класів $T' = \{t'_0, t'_1\}$, що дозволить сформувати набір детекторів з великими апроксимаційними й узагальнюючими властивостями;

- використовувати інформацію про індивідуальну значущість V_m ознак p_m , що дозволить виключити мало-значущі та надлишкові ознаки з вибірки $S = \langle P, T \rangle$;

- як форму детектора використовувати гіперкуб максимально можливого обсягу. На відміну від відомих методів негативного відбору, у яких в якості форми детектора використовується гіперсфера, це дозволить виключити необхідність вирішення ресурсомісткої задачі пошуку оптимальних радіусів гіперсфер детекторів.

У розробленому методі на початковому етапі пропонується оцінювати значущість ознак p_m стосовно вихідного параметра T , що дозволить виявити і виключити з подальшого розгляду малозначущі ознаки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу. Як відзначено вище, у цій роботі розглядається задача, у якій вихідна вибірка $S = \langle P, T \rangle$ характеризується дискретною кількістю класів $T' = \{t'_0, t'_1\}$. Тому для оцінювання значущості V_m ознак p_m доцільно застосовувати критерії, що дозволяють виконувати оцінку інформативності ознак стосовно дискретного вихідного параметра T [2, 4,

17–22]. Як такою критерій пропонується використовувати ентропію ознаки [4, 17] як характеристику, що відображає ступінь невизначеності стану об'єкта й обчислюється за формулою (3):

$$V_m = - \sum_{n=1}^{N_{int}(p_m)} \left(\rho(p_{mn}) \sum_{l=1}^{N_{int}(T)} \rho(p_{mn}, t_l) \log_2 \rho(p_{mn}, t_l) \right), \quad (3)$$

$$\text{де } \rho(p_{mn}) = \frac{N(p_{mn})}{Q}; \quad \rho(p_{mn}, t_l) = \frac{N(p_{mn}, t_l)}{N(p_{mn})}.$$

Ознаки p_m , значення індивідуальної інформативності яких нижче мінімально допустимої ($V_m < V_{min}$), вважаються малоінформативними і виключаються з вибірки $S = \langle P, T \rangle$.

Крім того пропонується оцінити взаємозв'язок ознак як інформативність однієї з них стосовно іншої, що дозволить виявити групи взаємозалежних ознак, у кожній з яких залишити тільки одну високо інформативну ознаку, а інші ознаки, пов'язані з нею у групі можна виключити з подальшого розгляду, оскільки вони є надлишковими, ускладнюють процес синтезу діагностичних моделей і знижують їх інтерпретабельність. Для оцінювання інформативності ознак між собою V_{md} пропонується також використовувати ентропію ознак, використовуючи формулу (3) і вважаючи при цьому одну з ознак p_d вихідним параметром T (попередньо інтервал значень ознаки, що вважається вихідним параметром p_d , розбивається на $N_{int}(T)$ дискретних інтервалів).

Після оцінювання інформативності ознак стосовно інших ознак з вибірки S виключаються ті з них, для яких існують аналоги (у випадку, якщо значення взаємної інформативності ознак більше максимально припустимої $V_{md} > V_{max}$).

Далі виконується побудова множини детекторів – структур, що дозволяють визначити, чи відноситься оцінюваний екземпляр до деякого класу. Важливо відзначити, що при використанні принципів негативного відбору детектори, що будуються на основі класу $T' = t'_1$, дозволяють виявити з невідомих екземплярів такі, які не відносяться до відповідного класу t'_1 [9, 11, 13]. Тому для формування множини детекторів у задачі розпізнавання, в якій вихідний параметр приймає два значення t'_1 (клас «своїх») і t'_0 (клас «чужих»), необхідно з вхідної вибірки $S = \langle P, T \rangle$ сформувати вибірки S_0 і S_1 з екземплярів, що відносяться до класів t'_1 і t'_0 , відповідно: $S_1 = \langle P, T = t'_1 \rangle$ (вибірка «своїх» екземплярів) і $S_0 = \langle P, T = t'_0 \rangle$ (вибірка «чужих» екземплярів).

Після цього виконується формування першого кандидата в детектори $Ab_1 = \langle Ab_{1min}, Ab_{1max} \rangle \in AB_1$, де $Ab_{1min} = \{Ab_{11min}, Ab_{12min}, \dots, Ab_{1Mmin}\}$ і $Ab_{1max} = \{Ab_{11max}, Ab_{12max}, \dots, Ab_{1Mmax}\}$ – відповідно, набори мінімальних і максимальних значень m -х ознак кандидата в детектори Ab_1 ($Ab_{1mmin} = \min_{q=1,2,\dots,Q_1} (p_{qm})$),

$Ab_{1m \max} = \max_{q=1,2,\dots,Q_1} (p_{qm})$, $m = 1, 2, \dots, M$, Q_1 – кількість екземплярів у вибірці S_1), представлено у вигляді гіперкуба. Множина AB_1 детекторів Ab_k формується на основі набору «своїх» екземплярів S_1 і дозволяє виявляти серед невідомих екземплярів «чужі», тобто такі, які не відносяться до класу t'_1 .

Потім для кожного q -го екземпляра s_q вибірки $S_1 = \langle P, T = t_1 \rangle$ визначається його відповідність кандидату в детектори Ab_k за формулою (4):

$$eq(Ab_k, s_q) = \begin{cases} 1, & \left(\sum_{m=1}^M \{1 | (Ab_{km \min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km \max} > p_{qm})\} \right) = M; \\ 0, & \left(\sum_{m=1}^M \{1 | (Ab_{km \min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km \max} > p_{qm})\} \right) \neq M, \end{cases} \quad (4)$$

де сума $\sum_{m=1}^M \{1 | (Ab_{km \min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km \max} > p_{qm})\}$ визна-

чає кількість відповідностей значень ознак p_{qm} q -го екземпляра кандидату Ab_k . Якщо

$\left(\sum_{m=1}^M \{1 | (Ab_{km \min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km \max} > p_{qm})\} \right) = M$, то вва-

жається, що екземпляр $s_q = \langle p_{qm}, t_q \rangle$ відповідає кандидату в детектори Ab_k (знаходиться усередині простору гіперкуба з координатами $Ab_{1 \min} = \{Ab_{11 \min}, Ab_{12 \min}, \dots, Ab_{1M \min}\}$ і $Ab_{1 \max} = \{Ab_{11 \max}, Ab_{12 \max}, \dots, Ab_{1M \max}\}$).

Якщо існує хоча б один екземпляр $s_q = \langle p_{qm}, t_q = t'_1 \rangle \in S_1$, для якого $eq(Ab_k, s_q) = 1$, то вважається, що кандидат Ab_k активується при співставленні його з екземпляром s_q і, отже, не може бути детектором. Тому при виконанні умови (5)

$$\exists s_q \in S : eq(Ab_k, s_q) = 1 \quad (5)$$

відбувається етап до навчання кандидата Ab_k . Метою даного етапу є перетворення кандидата в детектори Ab_k таким чином, щоб у вибірці S_1 не існувало екземплярів, при зіставленні з якими відбувалася би активація детектора Ab_k . Для цього вибирається кортеж однієї з ознак $Ab_{km} = \langle Ab_{km \min}, Ab_{km \max} \rangle$, за якими кандидат у детектори Ab_k збігається з екземпляром s_q . Далі перетворюється одне з граничних значень m -ї ознаки кандидата Ab_k : $Ab_{km \min} = p_{qm} + \eta_n (Ab_{km \max} - Ab_{km \min})$, якщо $rnd > 0,5$ ($rnd = rand[0;1]$ – випадково згенероване число в діапазоні $[0;1)$), у протилежному випадку – $Ab_{km \max} = p_{qm} - \eta_n (Ab_{km \max} - Ab_{km \min})$, у результаті чого об'єм гіперкуба Ab_k зменшується таким чином, що екземпляр s_q розташовується поза простором, описаним кандидатом у детектори Ab_k . Коефіцієнт η_n задається користувачем як параметр методу в інтервалі

$\eta_n \in (0;1]$. Чим більше значення даного коефіцієнта, тим більше відстань між екземплярами вибірки S_1 і гіперкубом детектора Ab_k .

Після перетворення граничних значень $Ab_{km} = \langle Ab_{km \min}, Ab_{km \max} \rangle$ однієї з ознак кандидата в детектори Ab_k , він повторно перевіряється з кожним екземпляром вибірки S_1 на виконання умови (5). При виконанні умови (5) аналогічним чином відбувається повторне перетворення граничних значень однієї з ознак кандидата Ab_k . І так доти, поки буде виконуватися умова (5).

Після того, як у множині $S_1 = \langle P, T = t_1 \rangle$ не залишиться екземплярів s_q , при зіставленні з якими активується кандидат Ab_k , виконується етап оцінювання пристосованості кандидата Ab_k до узагальнення. При використанні принципів негативного відбору формується множина детекторів $AB_1 = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$, що дозволяють з високою точністю визначити належність екземплярів s_q вибірки S до визначеного класу [10–16]. Тому як критерій оцінювання будемо використовувати характеристики (6) і (7), що дозволяють оцінити здатність детектора Ab_k до узагальнення даних:

$$G_1(Ab_k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{Ab_{km \max} - Ab_{km \min}}{p_{m \max} - p_{m \min}}, \quad (6)$$

$$G_2(Ab_k) = \frac{\prod_{m=1}^M (Ab_{km \max} - Ab_{km \min})}{\prod_{m=1}^M (p_{m \max} - p_{m \min})}, \quad (7)$$

де $p_{m \min} = \min_{q=1,2,\dots,Q_1} (p_{qm})$ та $p_{m \max} = \max_{q=1,2,\dots,Q_1} (p_{qm})$.

Критерії (6) і (7) відображають частину детектора, що покривається за допомогою, простору пошуку. Критерій $G_1(Ab_k)$ показує середню частку простору, що покривається детектором, у кожному з M вимірів простору ознак. Критерій $G_2(Ab_k)$ відображає об'ємну частину простору, що покривається.

Чим більше значення критеріїв $G_1(Ab_k)$ і $G_2(Ab_k)$, тим більш велику частину простору пошуку покриває детектор. Отже, якщо значення критерію оцінювання якості узагальнення $G(Ab_k)$ вище граничного G_{\min} ($G(Ab_k) > G_{\min}$), то вважається, що кандидат Ab_k характеризується високими узагальнюючими здібностями, може бути детектором і додається в множину детекторів: $AB_1 = AB_1 \cup \{Ab_k\}$.

Створення нових кандидатів Ab_k здійснюється доти, поки не будуть досягнуті критерії закінчення пошуку. Як такі критерії можуть бути використані точність розпізнавання $E(S)$, досягнення максимально припустимої

кількості детекторів ($N_{Ab} = |AB| > N_{Ab \max}$), перевищення максимальне припустимого часу пошуку ($t > t_{\max}$).

Отриманий у результаті негативного відбору набір детекторів $AB_1 = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$ описує область простору пошуку $\overline{S_1}$, комплементарну області простору, у якій розташована множина «своїх» екземплярів S_1 . При цьому множина $AB_1 = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$ характеризується високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями.

Аналогічним чином можна сформувати набір детекторів AB_0 для множини S_0 . Проте, у задачах з нерівномірним розподілом екземплярів класів вибірки $S = \langle P, T \rangle$, коли кількість екземплярів одного класу $Q_1 = N_{t_q=t'_1}$ істотно перевищує кількість екземплярів іншого класу $Q_0 = N_{t_q=t'_0}$ ($Q_0 \ll Q_1$), можуть виникнути проблеми з генерацією детекторів, що адекватно відображають простір екземплярів S_0 (можуть бути згенеровані детектори Ab_k у виді гіперкубів занадто великого обсягу, що не зможуть узагальнити дані генеральної сукупності). Це обумовлено невеликою (недостатньою) кількістю екземплярів у вибірці S_0 ($Q_0 \ll Q_1$), а іноді і майже повною їхньою відсутністю.

Тому в цій роботі при генерації детекторів для екземплярів S_0 пропонується використовувати інформацію про розміри детекторів, побудованих на основі вибірки S_1 . При цьому детектори будуть відображати інформацію про наявність у гіперкубі екземплярів вибірки S_0 (а не про їх відсутність, як при класичному негативному відборі), і, отже, по суті будуть цілком відповідати детекторам, що побудовані раніше для вибірки S_1 на основі негативного відбору й містять інформацію про області простору пошуку, у яких не розташовуються екземпляри S_1 .

Детектори $Ab_k^{(0)}$ вибірки S_0 генеруються таким чином, щоб їх центри відповідали координатам екземплярів $s_k = \langle p_{km}, t_k = t'_0 \rangle \in S_0$ вибірки S_0 , а розміри граней їх гіперкубів відповідали аналогічним розмірам детекторів, створених на основі даних вибірки S_1 . Отже, координати детектора $Ab_{km}^{(0)} = \langle Ab_{km \min}^{(0)}, Ab_{km \max}^{(0)} \rangle$ визначаються за формулами (8)–(9):

$$Ab_{km \min}^{(0)} = p_{km} - \frac{1}{2} \Delta Ab_m, \quad (8)$$

$$Ab_{km \max}^{(0)} = p_{km} + \frac{1}{2} \Delta Ab_m, \quad (9)$$

де ΔAb_m – середня довжина граней детекторів $AB_1 = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$, створених на основі множини S_1 . Величину ΔAb_m пропонується обчислювати, виходячи з інформації про детектори

$AB_1 = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$, використовуючи формулу (10):

$$\Delta Ab_m = \frac{1}{N_{Ab} M} \left(\sum_{k=1}^{N_{Ab}} \sum_{m=1}^M (Ab_{km \max} - Ab_{km \min}) \right). \quad (10)$$

Потім виконується зіставлення згенерованих детекторів $Ab_k^{(0)}$ з екземплярами вибірки S_1 , використовуючи формулу (4), при виконанні умови (5) відбувається перетворення детекторів $Ab_k^{(0)}$ аналогічно описаному вище етапу донавчання. Після цього обчислюється значення одного з критеріїв $G(Ab_k^{(0)})$ оцінювання здатності детектора до узагальнення даних (6)–(7), і, у випадку, якщо його значення вище граничного, детектор $Ab_k^{(0)}$ додається в множину $AB_0 = AB_0 \cup \{Ab_k^{(0)}\}$.

У такий спосіб генерується набір детекторів AB_0 , що описує, як і набір AB_1 , область простору пошуку $\overline{S_1}$, комплементарну області розташування множини екземплярів S_1 . Тому розпізнавальна модель може бути представлена у вигляді множини детекторів $AB = AB_0 \cup AB_1$, що дозволяють розпізнавати належність невідомих екземплярів $s'_q = \langle p'_{qm}, t'_q - ? \rangle \in S$ до класу «чужих», тобто відносити їх до класу $t'_0: t'_q = t'_0$.

З метою підвищення рівня інтерпретабельності отриманої розпізнавальної моделі представленої у вигляді набору $AB = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$ детекторів, пропонується на основі набору AB сформувати множину продукційних правил $PR_r: P_r \rightarrow T_r$, у яких ліва частина P_r імплікації являє собою набір умов вигляду (11)

$$\text{«Якщо } (p_1 \in [Ab_{k1 \min}; Ab_{k1 \max}]) \wedge (p_2 \in [Ab_{k2 \min}; Ab_{k2 \max}]) \wedge \dots \wedge (p_M \in [Ab_{kM \min}; Ab_{kM \max}]) \text{»} \quad (11)$$

а права частина T_r містить значення вихідного параметра T при виконанні r -го набору умов P_r (11).

При формуванні набору правил PR в антецедент правила P_r будемо включати тільки ті границі ознак, для яких вони не є граничними значеннями, тобто $Ab_{km \min} \neq \min_{q=1,2,\dots,Q} (p_{qm})$ і $Ab_{km \max} \neq \max_{q=1,2,\dots,Q} (p_{qm})$.

Наприклад, для детектора вигляду $Ab_k = \{ \langle 5, 7 \rangle, \langle 8, p_{2 \max} \rangle, \langle p_{3 \min}, p_{3 \max} \rangle, \langle 4, 6 \rangle \}$

буде сформоване правило PR_k вигляду: Якщо $(p_1 > 5 \wedge p_1 < 7) \wedge (p_2 > 8) \wedge (p_4 > 4 \wedge p_4 < 6)$, то віднести екземпляр до класу «чужих» ($T \neq t_1$). Як видно, у правило не ввійшли в явному вигляді верхня границя ознаки p_2 і цілком ознака p_3 , оскільки відповідні значення детектора знаходяться на мінімальній і максимальній границях ознак і не впливають на якість розпізнавання. Крім того, виключення таких значень із правила PR_k знижує його складність, підвищуючи в такий спосіб інтерпретабельність правила.

Використовуючи такий підхід, на основі кожного k -го детектора Ab_k виконується побудова свого правила, формуючи в такий спосіб множину PR , що складається з N_{Ab} продукційних правил $PR_r : P_r \rightarrow T_r$.

Таким чином, запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, як форму детектора використовує гіперкуб максимально можливого обсягу, що дозволяє виключати малозначущі і надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями.

Запропонований метод за рахунок підвищення узагальнюючих властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення кількості детекторів і умов антецедентів також підвищує інтерпретабельність моделі, скорочує її розмірність (структурну і параметричну складність), обсяг використовуваної пам'яті і підвищує швидкість моделі при послідовній реалізації обчислень.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Для перевірки працездатності запропонованого методу синтезу продукційних правил на основі негативного відбору було розроблено комп'ютерну програму, що реалізує запропонований метод. За допомогою розробленого програмного забезпечення розв'язувалася задача діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів [23]. Лопатки характеризувалися значеннями спектрів потужності загасаючих коливань після ударного збудження, які використовувалися як вхідні ознаки. Експертно було визначено класи якості лопаток: придатні (кондиційні) і дефектні (некондиційні). Кожна лопатка була описана 10240 ознаками, що характеризували спектр потужності загасаючих коливань. Для скорочення простору пошуку на основі цих ознак були отримані штучні ознаки-згортки, у результаті чого сформовано набір P , який складається зі штучних 80 ознак.

Отримана вибірка спостережень $S = \langle P, T \rangle$, вочевидь, не є статистично репрезентативною, оскільки не відображає реального розподілу частот класів (у генеральній сукупності придатних лопаток суттєво більше, ніж дефектних). При цьому дефектні лопатки ($t_q = t'_1$) у наявній вибірці S представляють типові випадки некондиційності, що забезпечує топологічну репрезентативність дефектних лопаток у вибірці. А всі можливі випадки класу придатних ($t_q = t'_0$) неможливо представити у вибірці з практичної точки зору. Тому виникає необхідність на основі наявної вибірки $S = \langle P, T \rangle$ з нерівномірним розподілом екземплярів по класах побудувати діагностичну модель, що дозволяє виконувати технічне діагностування лопаток авіадвигунів на основі заданого набору вимірювань.

Вибірка $S = \langle P, T \rangle$ містить 42 екземпляри, що характеризують дефектні лопатки, і 72 екземпляри придатних.

Запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору порівнювався з існуючими методами негативного відбору, що синтезують набір детекторів тільки на основі «своїх» екземплярів вибірки $S_1 \subseteq S$. Тому за допомогою запропонованого методу задача діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів розв'язувалася два рази:

– з використанням підвибірки ($S_1 \subseteq S$), що містить інформацію тільки про некондиційні екземпляри («своїх»);

– з використанням усієї вихідної вибірки $S = \langle P, T \rangle$.

Як тестова вибірка S_t використовувалася вибірка, що містить інформацію про 273 екземпляри (261 екземпляр придатних виробів, що відносяться до класу $t_q = t'_0$, і 12 екземплярів дефектних виробів, що відносяться до класу $t_q = t'_1$).

Також виконано порівняння запропонованого методу з іншими методами, що дозволяють вирішувати задачі розпізнавання образів. Для цього розв'язувалася описана вище задача діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів. Досліджувалися властивості і характеристики таких розпізнавальних моделей:

– модель у вигляді набору продукційних правил, синтезованих за допомогою запропонованого методу на основі негативного відбору з урахуванням інформативності ознак;

– нейромережева модель прямого поширення, що складається з трьох шарів нейронів, побудована на основі методу зворотного поширення помилки. На першому шарі нейромережі знаходилося п'ять нейронів, на другому – три нейрони, на третьому – один нейрон. Нейрони першого і другого шару мали логістичну сигмоїдну функцію активації, третього – граничну функцію активації;

– модель у вигляді набору детекторів, побудована за допомогою методу негативного відбору з маскуванням детекторів [16].

При цьому використовувалася вся навчальна вибірка $S = \langle P, T \rangle$ обсягом 114 екземплярів (42 екземпляри, що характеризують дефектні лопатки, і 72 екземпляри придатних) при побудові першої і другої моделі, і частина вибірки ($S_1 \subseteq S$) при побудові моделі на основі набору детекторів за допомогою методу негативного відбору з маскуванням, оскільки даний метод припускає роботу з екземплярами тільки одного класу.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати експериментів з порівняння запропонованого методу з іншими методами негативного відбору наведено в табл. 1. $P_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ й $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$ помилки віднесення до класу «своїх» $t_q = t'_1$ («чужих»), $t_q = t'_0$ за умови, що екземпляр реально відноситься до класу «чужих» $t_q = t'_0$ («своїх»), $t_q = t'_1$ обчислюються за формулами (12) і (13), відповідно:

$$P_{t_q=t'_1/t_q=t'_0} = \frac{N_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}}{N_{t_q=t'_0}}, \quad (12)$$

$$P_{t,t_q=t'_0/t_q=t'_1} = \frac{N_{t,t_q=t'_0/t_q=t'_1}}{N_{t,t_q=t'_1}} \quad (13)$$

Результати порівняння різних моделей при вирішенні задачі діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів [23] наведено в табл. 2, де N_{param} – критерій, що визначає параметричну складність моделі. Критерій N_{param} розраховувався як кількість параметрів моделі: загальна кількість параметрів Ab_{kmin} і Ab_{kmax} в моделях на основі продукцій і на основі набору детекторів [16], загальна кількість настроюваних параметрів (вагових коефіцієнтів) – у нейромережевій моделі.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Як видно з табл. 1, прийнятне значення помилки розпізнавання E забезпечив метод з маскуванням детекторів [16] ($E = 0,018$) і запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору (МСППНВ). Низькі значення помилки розпізнавання зазначених методів забезпечувалися за рахунок широкого покриття синтезованими детекторами області «своїх» екземплярів вибірки $S_1 \subseteq S$. При цьому запропонований метод МСППНВ, що синтезував набір детекторів на основі екземплярів усіх класів вибірки $S = \langle P, T \rangle$, забезпечив більш прийнятні результати ($E = 0,009$) у порівнянні з набором детекторів, синтезованим тільки з використанням екземплярів класу «своїх» $S_1 \subseteq S$ ($E = 0,026$). Менш прийнятні значення помилки розпізнавання E показали метод з цензуруванням [13] ($E = 0,070$) і модель V-Detector [14, 15] ($E = 0,035$), що свідчить про недостатність покриття синтезованими детекторами області «своїх» екземплярів $S_1 \subseteq S$.

За результатами експериментів видно, що при використанні методу з цензуруванням [13] і моделі V-Detector [14, 15] генерується найбільша кількість детекторів N_{Ab} ($N_{Ab} = 207$ і $N_{Ab} = 41$, відповідно), що негативно впли-

ває на час навчання t і витрати обчислювальних ресурсів комп'ютера. Метод з маскуванням детекторів [16] і запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору (при використанні вибірки $S_1 \subseteq S$) згенерували істотно меншу кількість детекторів ($N_{Ab} = 19$ і $N_{Ab} = 20$, відповідно), що свідчить про більш ефективну роботу цих методів. Зокрема, метод МСППНВ використовує апріорну інформацію про значущість ознак на початковому етапі і виключає з подальшого розгляду малозначущі і надлишкові ознаки, що дозволяє скоротити простір пошуку і створювати набір з невеликої кількості детекторів на основі високоінформативних ознак, що характеризується високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями.

Для аналізу узагальнюючих здібностей досліджуваних методів використовувалися критерії E_t ,

$P_{t,t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ і $P_{t,t_q=t'_0/t_q=t'_1}$, що характеризують помилки розпізнавання й імовірності прийняття помилкових рішень на тестових даних. Як видно з табл. 1, помилки розпізнавання на тестових даних E_t у моделей, синтезованих за допомогою запропонованого методу МСППНВ, істотно нижче помилок моделей, побудованих за допомогою відомих методів [13]–[16] ($E_t = 0,136$, $E_t = 0,077$, $E_t = 0,055$ для методів [13], [14, 15] і [16], відповідно). Це пояснюється використанням в якості критеріїв оцінювання кандидатів у детектори характеристик $G(Ab_k)$, що дозволяють оцінювати здатність детекторів до узагальнення даних. Запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору дозволив досягти рівнів помилки $E_t = 0,037$ (при використанні частини вибірки $S_1 \subseteq S$) і $E_t = 0,011$ (при використанні повної вибірки $S = \langle P, T \rangle$).

Важливо відзначити, що в силу специфіки розв'язуваної задачі діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів дуже високу ціну має імовірність по-

Таблиця 1 – Результати експериментів з порівняння запропонованого методу з іншими методами негативного відбору

Метод	N_{Ab}	N_{it}	t , мс	E	$P_{t,t_q=t'_1/t_q=t'_0}$	$P_{t,t_q=t'_0/t_q=t'_1}$	E_t
Метод з цензуруванням [13]	207	50	27,3	0,070	0,126	0,333	0,136
Модель V-Detector [14, 15]	41	50	24,1	0,035	0,069	0,250	0,077
Метод з маскуванням детекторів [16]	19	14	13,2	0,018	0,054	0,083	0,055
Метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору МСППНВ (використовувалася вибірка $S_1 \subseteq S$)	20	12	12,1	0,026	0,038	0	0,037
Метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору МСППНВ (використовувалася вибірка $S = \langle P, T \rangle$)	31	19	13,7	0,009	0,011	0	0,011

Таблиця 2 – Результати порівняння різних моделей

Модель	N_{param}	E	$P_{t,t_q=t'_1/t_q=t'_0}$	$P_{t,t_q=t'_0/t_q=t'_1}$	E_t
Модель у вигляді набору продукційних правил, синтезованих за допомогою запропонованого методу	652	0,009	0,011	0	0,011
Нейромережева модель прямого поширення	427	0,018	0,065	0,167	0,070
Модель у вигляді набору детекторів, побудована за допомогою методу негативного відбору з маскуванням детекторів [16]	804	0,018	0,054	0,083	0,055

милки $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$ віднесення до класу «чужих» ($t_q = t'_0$, придатних) за умови, що екземпляр реально відноситься до класу «своїх» ($t_q = t'_1$, дефектних). Це обумовлено тим, що віднесення дефектних лопаток авіадвигунів до класу придатних може коштувати людських життів. Як видно з табл. 1, запропонований метод МСППНВ, на відміну від існуючих, на тестових даних показав нульовий рівень імовірності помилки $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$, що свідчить про його високу ефективність для розв'язання подібних задач. Нульовий рівень імовірності помилки $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$ при використанні запропонованого методу пояснюється:

– високим рівнем покриття типових екземплярів класу $t_q = t'_1$ за допомогою згенерованого набору детекторів $AB = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_{N_{Ab}}\}$, отриманого з використанням апріорної інформації про значущість ознак;

– високими узагальнюючими здібностями синтезованого набору детекторів, що обумовлено застосуванням в якості критерію оцінювання детекторів характеристик (6) і (7), що дозволяють оцінити здатність детекторів Ab_k до узагальнення даних.

Як видно з табл. 2, кількість параметрів N_{param} моделі у вигляді набору продукційних правил, синтезованих за допомогою запропонованого методу ($N_{param} = 652$), менше, ніж в аналогічній моделі, побудованій за допомогою методу негативного відбору з маскуванням детекторів [16] ($N_{param} = 804$). Це обумовлено тим, що при використанні запропонованого методу середній розмір згенерованих детекторів менше, оскільки в процесі негативного відбору використовується апріорна інформація про значущість ознак. Це дозволяє виявляти і виключати з подальшого розгляду малозначущі і надлишкові ознаки, що ускладнюють процес синтезу діагностичних моделей і знижують їх інтерпретабельність. Таким чином, порівняння значень різних критеріїв, представлених у табл. 2, показує, що модель у вигляді набору продукційних правил, синтезованих за допомогою запропонованого методу МСППНВ, є більш простою і зрозумілою в порівнянні з моделлю, створеною за допомогою методу [16]. Апроксимаційні й узагальнюючі здібності моделі, синтезованої на основі методу МСППНВ, також є більш високими, про що свідчать значення критеріїв E , E_t , $P_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ і $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$.

Порівняння моделі на основі методу МСППНВ і нейромережевої моделі дозволяє зробити висновок про те, що модель, побудована за допомогою запропонованого методу, характеризується більш високими узагальнюючими й апроксимаційними здібностями (критерії E , E_t , $P_{t_q=t'_1/t_q=t'_0}$ і $P_{t_q=t'_0/t_q=t'_1}$). Однак, кількість параметрів N_{param} моделі на основі методу МСППНВ ($N_{param} = 652$) є дещо більшою, ніж у нейромережевій моделі ($N_{param} = 427$). Це пояснюється тим, що нейромережева модель представляється у вигляді множини нейронів, які пов'язані між собою певним чином і харак-

теризуються ваговими коефіцієнтами як налагоджуваними параметрами. А кожен нейрон, по суті, відповідає деякій функції багатьох аргументів. При цьому така модель є досить складною для сприйняття людиною. Не дивлячись на більше значення критерію N_{param} , модель у виді набору продукційних правил, синтезованих за допомогою запропонованого методу, є більш інтерпретабельною у порівнянні з нейромережевою моделлю, оскільки продукційні правила вигляду «Якщо умова, то дія» є значно більш зрозумілими і зручними для сприйняття людиною, ніж набір коефіцієнтів, що відображаються ступінь зв'язків нейронів у нейромережевій моделі.

Таким чином, результати експериментів показали, що запропонований метод за рахунок використання апріорної інформації і виключення малозначущих і надлишкових ознак за вибірки дозволяє скорочувати простір пошуку і час виконання методу, а також синтезувати розпізнавальні моделі у вигляді набору детекторів з високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями. Крім того за рахунок підвищення узагальнюючих властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення кількості детекторів і умов antecedentів підвищує інтерпретабельність моделі, скорочує її розмірність і, отже, обсяг використовуваної пам'яті.

ВИСНОВКИ

У роботі вирішено актуальне завдання автоматизації синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки.

Наукова новизна роботи полягає в тому, що запропоновано метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки, який при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, як форму детектора використовує гіперкуб максимально можливого об'єму, що дозволяє виключати малозначущі і надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнюючими здібностями. Запропонований метод за рахунок підвищення узагальнюючих властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення числа детекторів і умов antecedentів також підвищує інтерпретабельність моделі, скорочує її розмірність (структурну і параметричну складність), обсяг використовуваної пам'яті і підвищує швидкість моделі при послідовній реалізації обчислень.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що виконано експериментальне дослідження запропонованого методу і його порівняння з відомими аналогами, а також вирішено практичну задачу діагностування лопаток газотурбінних авіаційних двигунів.

Перспективи подальших досліджень полягають у застосуванні запропонованого підходу до видобування знань у вигляді набору продукційних правил з навчальних вибірок даних при синтезі нейро-нечітких моделей для вирішення практичних задач неруйнівного контролю якості.

ПОДЯКИ

Роботу виконано при частковій підтримці міжнародного проекту «Centers of Excellence for young REsearchers» (CERES) програми «Tempus» Європейської Комісії (реєстраційний номер 544137-TEMPUS-1-2013-1-SK-TEMPUS-JPHES).

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Ding S. X. Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools / S. X. Ding. – Berlin : Springer, 2008. – 473 p. DOI: 10.1007/978-3-540-76304-8.
- ASM handbook. – Vol. 17: Nondestructive evaluation and quality control. – Cleveland : ASM International, 1997. – 1607 p.
- Diagnosis and fault-tolerant control / [M. Blanke, M. Kinnaert, J. Lunze, M. Staroswiecki]. – Berlin : Springer, 2006. – 672 p. DOI: 10.1007/978-3-662-05344-7.
- Price C. Computer based diagnostic systems / C. Price. – London : Springer, 1999. – 136 p. DOI: 10.1007/978-1-4471-0535-0.
- Denton T. Advanced automotive fault diagnosis / T. Denton. – London : Elsevier, 2006. – 271 p. DOI: 10.4324/9780080462585.
- Ukil A. Intelligent Systems and Signal Processing in Power Engineering / A. Ukil. – Berlin : Springer, 2007. – 372 p. DOI: 10.1007/978-3-540-73170-2.
- Ishida Y. Immunity-based systems: a design perspective / Y. Ishida. – Berlin : Springer, 2004. – 177 p. DOI: 10.1007/978-3-662-07863-1.
- Segel L. A. Design principles for immune system and other distributed autonomous systems / L. A. Segel, I. R. Cohen. – New York : Oxford University Press, 2001. – 428 p.
- Flower D. In silico immunology / D. Flower, J Timmis. – New York : Springer, 2007. – 451 p. DOI: 10.1007/978-0-387-39241-7.
- A new cluster based real negative selection algorithm / W. Chen, T. Li, J. Qin [et al.] // Information and automation. – 2011. – Vol. 86. – P. 125–131. DOI: 10.1007/978-3-642-19853-3_18.
- Esponda F. Negative representations of information / F. Esponda, S. Forrest, P. Helman // International Journal of Information Security. – 2009. – Vol. 8, № 5. – P. 331–345. DOI: 10.1007/s10207-009-0078-1.
- Gonzalez F. The effect of binary matching rules in negative selection / F. Gonzalez, D. Dasgupta, J. Gomez // Genetic and Evolutionary Computation: conference GECCO-2003, Chicago, 9–11 July 2003: proceedings. – Berlin-Heidelberg : Springer-Verlag, 2003. – P. 195–206. DOI: 10.1007/3-540-45105-6_25.
- Ong A. An adaptive anomaly detection system using data mining and artificial immune system / A. Ong. – London : King's College London, 2007. – 348 p.
- Gonzalez F. A. Anomaly detection using real-valued negative selection / F. A. Gonzalez, D. Dasgupta // Journal of Genetic Programming and Evolvable Machines. – 2003. – Vol. 4, № 4. – P. 383–403. DOI: 10.1023/a:1026195112518.
- Chmielewski A. Simple method of increasing the coverage of nonself region for negative selection algorithms / A. Chmielewski, S. T. Wierzbachon // Computer Information Systems and Industrial Management Applications: 6th International Conference CISIM'07, Elk, 28–30 June 2007: proceedings. – Los Alamitos : IEEE Computer Society, 2007. – P. 155–160. DOI: 10.1109/cisim.2007.60.
- Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / [Субботин С. А., Олейник Ан. А., Гофман Е. А., Зайцев С. А., Олейник Ал. А.; под общ. ред. С. А. Субботина]. – Харьков : Компания СМІТ, 2012. – 318 с.
- Clarke B. Principles and theory for data mining and machine learning / B. Clarke, E. Fokoue, H. H. Zhang. – New York : Springer, 2009. – 781 p. DOI: 10.1007/978-0-387-98135-2.
- Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning / C. M. Bishop. – New York : Springer, 2006. – 738 p. DOI: 10.1108/03684920710743466.
- Analysis and design of intelligent systems using soft computing techniques / eds.: P. Melin, O. R. Castillo, E. G. Ramirez, J. Kacprzyk. – Heidelberg : Springer, 2007. – 855 p. DOI: 10.1007/978-3-540-72432-2.
- Encyclopedia of machine learning / [eds. C. Sammut, G. I. Webb]. – New York : Springer, 2011. – 1031 p. DOI: 10.1007/978-0-387-30164-8.
- Russel S. Artificial intelligence: a modern approach / S. Russel, P. Norvig. – New Jersey: Prentice Hall, 2009. – 1152 p.
- Intelligent data analysis: an introduction / [eds. M. Berthold, D. J. Hand]. – New York: Springer Verlag, 2007. – 525 p.
- Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей : монография / [Дубовин В. И., Субботин С. А., Богуслаев А. В., Яценко В. К.]. – Запорожье: ОАО «Мотор-Сич», 2003. – 279 с.

Стаття надійшла до редакції 09.01.2016.

Після доробки 26.01.2016.

Олейник А. А.

Канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри програмних средств, Запорожский национальный технический университет, Запорожье, Украина

ИЗВЛЕЧЕНИЕ ПРОДУКЦИОННЫХ ПРАВИЛ НА ОСНОВЕ НЕГАТИВНОГО ОТБОРА

Решена задача разработки математического обеспечения для автоматизации извлечения знаний в виде набора продукционных правил из обучающих выборок данных. Объектом исследования являлся процесс построения моделей неразрушающего контроля качества. Предмет исследования составляют методы извлечения продукционных правил на основе отрицательного отбора для синтеза моделей контроля качества. Цель работы: создание метода синтеза продукционных правил на основе множества детекторов, заключающегося в обработке данных обучающей выборки, характеризующейся существенным отличием числа экземпляров, относящихся к разным классам. Предложен метод синтеза продукционных правил на основе отрицательного отбора для случая неравномерного распределения экземпляров классов выборки, который при генерации набора детекторов использует известную информацию об экземплярах всех классов выборки, учитывает информацию об индивидуальной значимости признаков, в качестве формы детектора использует гиперкуб максимально возможного объема. Разработанный метод позволяет исключать малозначимые и избыточные признаки из выборки, сократив тем самым пространство поиска и время выполнения метода, а также формировать набор детекторов с высокими аппроксимационными и обобщающими способностями. Предложенный метод за счет повышения обобщающих свойств синтезируемых моделей путем сокращения числа детекторов и условий antecedентов также повышает интерпретабельность модели, сокращает ее размерность (структурную и параметрическую сложность), объем используемой памяти и повышает быстродействие модели при последовательной реализации вычислений. Разработано программное обеспечение, реализующее предложенный метод. Проведены эксперименты по исследованию свойств предложенного метода. Результаты экспериментов позволяют рекомендовать предложенный метод для использования на практике.

Ключевые слова: выборка, диагностирование, модель контроля качества, отрицательный отбор, продукционное правило.

Oliinyk A.

PhD., Associate Professor, Associate Professor of Department of Software Tools, Zaporizhzhya National Technical University, Zaporizhzhya, Ukraine

PRODUCTION RULES EXTRACTION BASED ON NEGATIVE SELECTION

The problem of mathematical support development is solved to automate the extraction knowledge as production rules from the training data samples. The object of study is the process of constructing models of non-destructive quality control. The subject of study are methods of production rules extraction based on negative selection for synthesis of quality control models. The purpose of the work is to develop a method of production rules synthesis on the basis of a set of detectors is in the handling of data of training sample, characterized by a substantial number of instances of distinction belonging to different classes. A method for the synthesis of production rules on the basis of negative selection in the case of uneven distribution of instances of the sample classes is proposed. The developed method allows to exclude irrelevant and redundant features from the sample, thereby reducing the search space and time of execution of the method, as well as generate a set of detectors with high approximation and generalization capability. The proposed method improves the generalizing properties of synthesized model and its interpretability. The software implementing proposed method is developed. The experiments to study the properties of the proposed method are conducted. The experimental results allow to recommend the proposed method for use in practice.

Keywords: sample, diagnostics, model of quality control, negative selection, production rule.

REFERENCES

1. Ding S. X. Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools. Berlin, Springer, 2008, 473 p. DOI: 10.1007/978-3-540-76304-8.
2. ASM handbook. Vol. 17: Nondestructive evaluation and quality control. Cleveland, ASM International, 1997, 1607 p.
3. Blanke M., Kinnaert M., Lunze J., Staroswiecki M. Diagnosis and fault-tolerant control. Berlin, Springer, 2006, 672 p. DOI: 10.1007/978-3-662-05344-7.
4. Price C. Computer based diagnostic systems. London, Springer, 1999, 136 p. DOI: 10.1007/978-1-4471-0535-0.
5. Denton T. Advanced automotive fault diagnosis. London, Elsevier, 2006, 271 p. DOI: 10.4324/9780080462585.
6. Ukil A. Intelligent Systems and Signal Processing in Power Engineering. Berlin, Springer, 2007, 372 p. DOI: 10.1007/978-3-540-73170-2.
7. Ishida Y. Immunity-based systems: a design perspective. Berlin, Springer, 2004, 177 p. DOI: 10.1007/978-3-662-07863-1.
8. Segel L.A., Cohen I. R. Design principles for immune system and other distributed autonomous systems. New York, Oxford University Press, 2001, 428 p.
9. Flower D., Timmis J. In silico immunology. New York, Springer, 2007, 451 p. DOI: 10.1007/978-0-387-39241-7.
10. Chen W., Li T., Qin J. [et al.] A new cluster based real negative selection algorithm, *Information and automation*, 2011, Vol. 86, pp. 125–131. DOI: 10.1007/978-3-642-19853-3_18.
11. Esponda F., Forrest S., Helman P. Negative representations of information, *International Journal of Information Security*, 2009, Vol. 8, No. 5, pp. 331–345. DOI: 10.1007/s10207-009-0078-1.
12. Gonzalez F., Dasgupta D., Gomez J. The effect of binary matching rules in negative selection, *Genetic and Evolutionary Computation: conference GECCO-2003, Chicago, 9–11 July 2003: proceedings*. Berlin-Heidelberg, Springer-Verlag, 2003, pp. 195–206. DOI: 10.1007/3-540-45105-6_25.
13. Ong A. An adaptive anomaly detection system using data mining and artificial immune system. London, King's College London, 2007, 348 p.
14. Gonzalez F. A., Dasgupta D. Anomaly detection using real-valued negative selection, *Journal of Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2003, Vol. 4, No. 4, pp. 383–403. DOI: 10.1023/a:1026195112518.
15. Chmielewski A., Wierzchon S. T. Simple method of increasing the coverage of nonself region for negative selection algorithms, *Computer Information Systems and Industrial Management Applications: 6th International Conference CISIM'07, Elk, 28–30 June 2007: proceedings*. Los Alamitos, IEEE Computer Society, 2007, pp. 155–160. DOI: 10.1109/cisim.2007.60.
16. Subbotin S. A., Olejnik An. A., Gofman E. A., Zajcev S. A., Olejnik Al. A.; pod obshh. red. S. A. Subbotina Intellektual'nye informacionnye tehnologii proektirovanija avtomatizirovannyh sistem diagnostirovanija i raspoznavanija obrazov: monografija. Har'kov, Kompanija SMIT, 2012, 318 p.
17. Clarke B. Fokoue E., Zhang H. H. Principles and theory for data mining and machine learning. New York, Springer, 2009, 781 p. DOI: 10.1007/978-0-387-98135-2.
18. Bishop C. M. Pattern recognition and machine learning. New York, Springer, 2006, 738 p. DOI: 10.1108/03684920710743466.
19. eds.: Melin P., Castillo O. R., Ramirez E. G., Kacprzyk J. Analysis and design of intelligent systems using soft computing techniques. Heidelberg, Springer, 2007, 855 p. DOI: 10.1007/978-3-540-72432-2.
20. eds. Sammut C., Webb G. I. Encyclopedia of machine learning. New York, Springer, 2011, 1031 p. DOI: 10.1007/978-0-387-30164-8.
21. Russel S., Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach. New Jersey, Prentice Hall, 2009, 1152 p.
22. eds. Berthold M., Hand D. J. Intelligent data analysis: an introduction. New York, Springer Verlag, 2007, 525 p.
23. Dubrovin V. I., Subbotin S. A., Boguslaev A. V., Jacenko V. K. Intellektual'nye sredstva diagnostiki i prognozirovanija nadezhnosti aviadvigatelej : monografija. Zaporozh'e, OAO «Motor-Sich», 2003, 279 p.