

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

НЕЧИПОРЕНКО АЛІНА СЕРГІЇВНА

УДК 004.942:519.816

**МОДЕЛІ, МЕТОДИ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ РАННЬОГО ВИ-
ЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ В НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ
ПРОЦЕСАХ**

05.13.06 – інформаційні технології

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Харків – 2018

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

Науковий консультант:

доктор технічних наук, професор,
Єрохін Андрій Леонідович,
Харківський національний університет радіоелектроніки, декан факультету комп'ютерних наук.

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор,
Михальов Олександр Ілліч,
Національна металургійна академія України, завідувач кафедри інформаційних технологій і систем, лауреат державної премії в галузі науки і техніки України, м. Дніпро;

доктор технічних наук, старший науковий співробітник,
Зелик Ярема Ігорович,
Інститут космічних досліджень НАН України та ДКА України, головний науковий співробітник, м. Київ;

доктор технічних наук, доцент,
Рак Тарас Євгенович,
Приватний вищий навчальний заклад «Комп'ютерна академія «ШАГ», проректор з науково-педагогічної роботи, м. Львів.

Захист відбудеться “02” березня 2018 р. о 13⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.08 Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Науки, 14.

З дисертацією можна ознайомитися в науково-технічній бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, проспект Науки, 14.

Автореферат розісланий “30” січня 2018р.

Учений секретар спеціалізованої вченої ради

І.П. Плісс

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. В умовах підвищення складності більшості технологічних процесів та появи високоточних датчиків для реєстрації сигналів різного походження у системах моніторингу, виникає необхідність розробки нових та удосконалення існуючих моделей, методів та інформаційних технологій виявлення розладнань в процесах, що досліджуються. Сучасна концепція моніторингу передбачає безперервний контроль стану об'єкту, який здійснюється на основі реєстрації даних у реальному масштабі часу. До таких об'єктів відносять системи металургічного, паливно-енергетичного комплексів, хімічної та нафтопромисловостей, авіабудування, які пов'язані з виробництвом та експлуатацією гідравлічних систем, системи екологічного та медичного моніторингу. Своєчасне, раннє виявлення змін стану процесів, що реєструються, дозволяє запобігти аварійним ситуаціям та втратам на відновлення працездатності систем. У медицині критичних станів проблема раннього виявлення розладнань набуває життєво важливого значення.

Завдання виявлення розладнань перш за все асоціюється з теоретиками класичного підходу, а саме E.S. Page, A.M. Ширяєвим, A.D. Pouliezos, I. В. Нікіфоровим, M. Basseville, наукові роботи яких знайшли широке застосування в межах апіорного та апостеріорного підходів. Розвиток інтелектуальних технологій обробки інформації створив умови для альтернативного підходу до виявлення розладнань. Значний внесок у створення та імплементацію методів обчислювального інтелекту, орієнтованих на моделі обробки та аналізу даних для завдань виявлення розладнань внесли відомі вчені Є.В. Бодянський, О.І. Михальов, С.А. Суботін, Н. Tanaka, L. Zadeh, G. Vox, G. Jenkins, I. Перфільєва, В. Вапнік, М.А. Айзерман, G. E. Hinton, A. Krizhevsky, О.П. Ротштейн, Л.С. Файнзільберг, Т. Bayes, Т. Сааті, М. Brunelli, D.C. Montgomery та ін.

Однак проведений аналіз стану проблеми виявлення розладнань дозволив зробити висновок, що у більшості випадків недостатня ефективність використання існуючих моделей та методів, пов'язана з їх налаштуванням на аналіз стохастичних або стаціонарних стохастичних процесів. Дані методи призначені для виявлення різких змін та є малоефективними при виявленні повільних неадитивних змін характеристик процесу. Повільні зміни є результатом складної внутрішньої динаміки об'єктів, що характеризуються нестационарними квазіперіодичними процесами та призводять до структурних порушень. Такі порушення є прихованими і не можуть бути виявлені за допомогою класичних методів.

Питанням теоретичних досліджень нестационарних квазіперіодичних процесів, які тісно пов'язані із поведінкою нелінійних динамічних систем, присвячено роботи відомих вітчизняних та зарубіжних вчених Р.Е. Пащенко, Ф. Муна, А. Пуанкаре, Б. Мандельброта. Однак в цих роботах відсутня у явному вигляді постановка та вирішення проблеми виявлення розладнань.

Отже, існуючі моделі та методи призначені для виявлення адитивних розладнань, в той час, коли існує практична потреба у ранньому виявленні змін стану нестационарних квазіперіодичних процесів, розладнання в яких виникають внаслідок повільних змін у структурі. Враховуючи вищезазначене, існує протиріччя між необхідністю раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіоди-

чних процесах, обумовлених неадитивними змінами та можливостями існуючих моделей та методів.

Таким чином, актуальною є науково-прикладна проблема створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Для розв'язання цієї проблеми необхідним є комплексний міждисциплінарний підхід, який ґрунтується на дослідженні властивостей нестационарності і квазіперіодичності за допомогою методів на основі фізичних моделей, фрактального аналізу та математичного апарату обчислювального інтелекту з одного боку, а з іншого боку – на розробці відповідного інформаційного і технічного забезпечення для їх реалізації.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки (ХНУРЕ) в рамках держбюджетних НДР: «Дослідження теоретичних та технічних принципів оцінки стану людини, профілактики, лікування та реабілітації» (ДР № 0107U001541), «Теорія, методи і моделі управління життєвим циклом інтелектуальних інформаційних середовищ регіональних соціо-економічних об'єктів» (розділ «Розробка знання-орієнтованих моделей, методів та елементів інформаційного середовища на прикладі створення інформаційного середовища процесу діагностики у ринології»), (ДР № 0115U002430), «Розробка інформаційної технології ідентифікації системних адаптаційних можливостей підлітків з серцевою патологією» (ДР № 0115U002437), «Розробка методології і математичних моделей соціально-економічних систем при реалізації концепції їх стійкого розвитку» (ДР № 0115U001522); в рамках програми Horizon2020, Cost action № CA15110 «Harmonising standardization strategies to increase efficiency and competitiveness of European life-science research»; у рамках робіт у міжнародному комітеті ISO/TC 276 Biotechnology, WG5 «Data processing and integration» та договором про науково-практичне співробітництво між ХНУРЕ та ХМАПО № DP176/603 від 15.03.2016р.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є створення моделей, методів та інформаційних технологій для раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Відповідно до поставленої мети у дисертаційній роботі необхідно вирішити такі завдання:

- провести аналіз моделей, методів та засобів обробки гетерогенних даних для задач виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;
- розробити теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних, на основі якої реалізуються завдання виявлення розладнань та планування втручань;
- удосконалити метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів;
- розробити модель інтегральної ознаки стану та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів на основі дослідження їх фізичних властивостей;
- удосконалити метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів;

- розробити метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних процесів на основі аналізу часових рядів;
- розробити методи раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі апарату обчислювального інтелекту;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах;
- розробити інформаційну технологію раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на основі імітаційного CFD-моделювання для планування втручань;
- розробити інтелектуальну інформаційну систему, яка реалізує інформаційну технологію раннього виявлення розладнань та планування оперативних втручань.

Об'єктом дослідження є нестационарні квазіперіодичні процеси в умовах інформаційної невизначеності.

Предметом дослідження є моделі, методи та інформаційні технології, що забезпечують раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

Методи дослідження: проведені дослідження ґрунтуються на методах системного аналізу, загальної теорії систем, теоретико-множинному підході – при побудові моделі процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, методах аналізу часових рядів у частотній, часовій та частотно-часовій областях, нечіткого F-перетворення, фрактального аналізу, методах нелінійної динаміки – при розробці методів екстракції інформативних ознак часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів; методах теорії гідродинаміки – при розробці моделі інтегральної ознаки стану та методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів на основі дослідження їх фізичних властивостей; методах математичної фізики – для реалізації чисельного моделювання нестационарних квазіперіодичних процесів; методах обчислювального інтелекту – при побудові методів раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій в нестационарних квазіперіодичних процесах; методичних основах побудови інформаційних технологій – при побудові інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування втручань.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Вперше запропоновано теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування втручань з використанням методів імітаційного моделювання та сукупності математичних моделей на основі нейронних мереж, що дозволяє реалізувати комплексний підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань.

2. Вперше запропоновано математичну модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка враховує сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, що дає можливість враховувати наявні властивості нестационарності та квазіперіодичності при виявленні розладнань.

3. Вперше розроблено метод синтезу інтегрального критерію оцінювання

структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який містить у собі етапи визначення інтервалів сталості та критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу, що дає змогу забезпечити прогнозування структурних розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

4. Вперше розроблено метод раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах з використанням нейронних мереж опорних векторів, що містить етапи визначення властивості лінійної нероздільності даних, параметрів регуляризації та зворотної ширини радіальної базисної функції ядра за допомогою процедури крос-валідації на основі генетичного алгоритму, що дозволяє підвищити точність виявлення розладнань та зменшити витрати ресурсів на усунення розладнань.

5. Вперше запропоновано метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, який засновано на перетворенні одномірних масивів нестационарних квазіперіодичних рядів у двомірні масиви зображень та обчислення оптимального значення параметру роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень, що дає можливість відфільтрувати помилки реєстрації даних.

6. Удосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів предметної галузі, який на відміну від існуючих містить етап завдання нестационарних граничних умов, що дає можливість сформувати багатовимірне візуальне представлення нестационарного квазіперіодичного ряду та за його допомогою локалізувати місцезнаходження розладнань.

7. Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенної інформації, який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, що дає змогу підвищити точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

8. Отримав подальший розвиток метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів, який на відміну від існуючих містить етапи нечіткої апроксимації, визначення спектральних компонент на основі модифікованого коваріаційного методу та оцінювання хаотичних властивостей ряду, що у сукупності дає можливість підвищити ефективність раннього виявлення розладнань.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблене в дисертаційній роботі математичне, інформаційне та технічне забезпечення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, в основу якого покладено інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах для виявлення неадитивних розладнань та комп'ютерного планування втручань, надає можливість фахівцям предметних областей отримати необхідний набір кількісних характеристик розладнання і дозволяє уникнути подальших ускладнень, знизити ризик помилкового визначення стану об'єкту як при реалізації процедур технічної діагностики, так і при здійсненні лікувально-діагностичного процесу, у тому числі, в реальному часі. У той же час запропонована інформаційна технологія раннього виявлення неадитивних розладнань дозволяє ідентифікувати їх на ранній стадії, що дає, в свою чергу, змогу уникнути подальших ускладнень та запобігти аварійним ситуаціям. Комплексне використання розроблених інфор-

маційних технологій раннього виявлення розладнань та планування втручань дозволяє окрім реалізації превентивних заходів отримувати економічний ефект в умовах страхової медицини.

Результати роботи апробовано і впроваджено в лікувально - діагностичний процес міської клінічної лікарні № 30, м. Харків (акт впровадження від 31.08.2017), Харківського науково-практичного центру хвороб вуха, горла, носа, ХМАПО (акт впровадження від 28.04.2017), клінічної лікарні «Феофанія» Державного Управління Справами, м. Київ (протокол клінічних випробувань від 17.04.2015 р.), стандарти «ISCOANA» (лист-підтвердження від 02.11.2016 р.), в наукову діяльність Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного Національної Академії Наук, м. Харків (акт впровадження від 28.09.2017), в навчальний процес ХНУРЕ (акт про впровадження від 02.10.2017). Програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію УКРСЕПРО та її включено у державний реєстр, свідоцтво № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати дисертаційної роботи, які виносяться на захист отримано автором особисто. У роботах, написаних зі співавторами, здобувачеві належить: [1] – критерій оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, [4] – метод оцінювання аналітичної неоднозначності нестационарних квазіперіодичних процесів, [5] – метод реєстрації і обробки даних нестационарних квазіперіодичних часових рядів на прикладі риноманометричних даних, [6] – метод спектрального оцінювання нестационарних квазіперіодичних рядів на основі модифікованого коваріаційного методу, [7] – формальні моделі виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, [8] – методика оцінювання впливу невизначеності даних на характеристики нестационарних квазіперіодичних процесів, [10] – програмно-апаратна система для оцінювання функції остіомеатального комплексу на основі аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів, [11] – методика оцінювання невизначеності інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [12] – нечітка регресійна модель для аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів на прикладі риноманометричних даних, [13] – метод розрахунку характеристик нестационарних процесів на основі застосування сингулярних інтегральних рівнянь, [14] – метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів, [15] – модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [19] – інформаційна технологія планування оперативних втручань, [22] – метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, [23] – програмно-апаратна система для оцінювання функції носового дихання, [24] – метод визначення параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів для оцінювання вентиляційної функції співустья верхньощелепної пазухи, [25] – методика визначення інформативних параметрів нестационарних квазіперіодичних часових рядів на основі нечіткого перетворення, [26] – метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних процесів на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, [27] – метод екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі апарату F-перетворення, [28] – метод екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі фрактального аналізу, [29] – інтелектуальна інформаційна система для обробки гетерогенних даних, [30] – методика оцінювання інтегральної ознаки

стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [31] – апаратне забезпечення програмно-апаратної системи для діагностики функції остіомеатального комплексу, [32] – метод екстракції інформативних ознак патологічного стану для діагностики апное сну, [33] – модуль системи підтримки прийняття рішень на основі методів обчислювального інтелекту, [34] – метод оцінювання аналітичної неоднозначності інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, [35] – модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів на прикладі риноманометричних даних, [36] – методика екстракції інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, [37] – системний підхід до визначення інформативних ознак стану функції остіомеатального комплексу, [38] – методика оцінювання невизначеності даних нестационарних квазіперіодичних часових рядів, [39] – програмно-апаратний комплекс для реєстрації даних диференційного тиску, [40] – методика оцінювання невизначеності даних риноманометричних вимірювань, [41] – критерії ідентифікації патологічних станів, [42] – методика спектрального аналізу риноманометричних даних, [43] – метод спектрального оцінювання нестационарних квазіперіодичних рядів на основі авторегресійної моделі на прикладі риноманометричних даних, [44] – критерії оцінювання точності даних вимірювань риноманометричних даних, [45] – критерій ідентифікації фаз носового дихального циклу, [46] – критерії оцінювання структури сигналів повітряного тиску, [47] – метод побудови тривимірної моделі, [48] – метод візуалізації процесу седиментації аерозольних частинок, [49] – програмне забезпечення модулю реєстрації вимірювань, [50] – метод побудови тривимірної моделі каналу нерегулярної форми, [51] – граничні умови чисельного моделювання, [52] – методику фільтрації зображень комп'ютерної томографії, [53] – методика оцінювання точності даних експериментальних досліджень, [54] – методика обробки даних зображень седиментації аерозольних частинок, [55] – модифікація методу побудови тривимірної моделі на основі моделі триангуляції Делоне, [56] – методика обчислення інтегрального критерію стану нестационарних квазіперіодичних процесів, [57] – методика оцінювання впливу просторових конфігурацій каналів на структуру нестационарних квазіперіодичних процесів, [58] – методика оцінювання невизначеності даних експертних оцінювань.

Апробація результатів роботи. Основні результати дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на: Міжнародному україно-японському науково-промисловому форумі, Україна м. Одеса, 2013 р., 25-му Міжнародному конгресі європейської ринологічної асоціації Congress of the European Rhinologic Society, м. Амстердам, Нідерланди, 2014 р., 24-му та 25-му Міжнародному науковому симпозиумі “Metrology and Metrology assurance”, м. Созополь, Болгарія, 2014 р., 2015 р., 6-тій Міжнародній науково-технічній конференції «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, м. Одеса, 2014 р., XVII-му Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті», м. Харків, 2014 р., 5-му Міжнародному радіоелектронному форумі «Прикладна електроніка. Стан та перспективи», м. Харків, 2014 р., XX-й Міжнародній науково-технічній конференції «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», м. Київ, 2015 р., Міжнародних IEEE конференціях «International Conference on Computer Sciences and Information Technologies», Львів, Україна, 2015 р., 2016 р., 2017 р., Міжнародній конференції 36th IEEE International Conference on «Electronics and

nanotechnology», Київ, 2016 р., Міжнародній конференції «The 1th IEEE International Conference on Data Stream Mining & Processing», Львів, 2016 р., VIII-й Міжнародній школі-семінарі «Теорія прийняття рішень», м. Ужгород, Україна, 2016 р., 26-му Міжнародному конгресі європейської ринологічної асоціації 26th Congress of the European Rhinologic Society, м. Стокгольм, Швеція, 2016 р., II-й Міжнародній науково-технічній конференції «Поліграфічні, мультимедійні і WEB-технології», Харків, 2017 р.

Публікації. За результатами досліджень опубліковано 58 наукових праць (з них 8 одноосібно): 28 статей, серед яких 21 у фахових періодичних виданнях України та за кордоном з технічних наук, з них 6 статей в англійських виданнях, 4 з яких включено у міжнародну наукометричну базу Scopus, 7 статей у додаткових виданнях за темою дисертації, 1 з яких включено у міжнародну наукометричну базу Scopus, 2 патенти України на винахід, 1 патент України на корисну модель, 27 тез доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій (5 в англійських виданнях, що включені в міжнародну наукометричну базу Scopus).

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, 7 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи складає 420 сторінок тексту, що містять 2 анотації на 28 сторінках, 129 рисунків (4 рисунки повністю займають площу на 4 сторінках), 21 таблицю, список використаних джерел з 392 найменувань на 37 сторінках, 14 додатків на 49 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність дисертаційної роботи, сформульовано мету і основні завдання досліджень, наведено відомості щодо зв'язку дисертації з планами організації, де виконана робота. Дано стислу анотацію отриманих у дисертації результатів, відзначено їх наукову новизну та практичну цінність, наведено дані щодо використання результатів проведених досліджень.

У **першому розділі** проведено аналіз сучасного стану проблеми виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, визначено напрями та перспективи подальшого розвитку. Проаналізовано характеристики нестационарних квазіперіодичних процесів та математичний апарат, на якому ґрунтуються основні підходи до виявлення розладнань.

За результатами аналізу виявлено, що найбільш поширеними для завдань виявлення розладнань є методи на основі статистичного аналізу часових рядів. Проте їх ефективність обмежується виявленням адитивних розладнань. Показано, що найпристосованішими для завдань раннього виявлення неадитивних розладнань є методи на основі обчислювального інтелекту, а саме група методів, що керуються даними, серед яких найбільшу ефективність мають методи розділення на основі метричних моделей та методи м'яких обчислювань на основі нейронних мереж. Визначено, що дані методи мають свої переваги й недоліки та мають обмеження при розв'язуванні задач раннього виявлення розладнань за умов дефіциту апріорної та поточної інформації про стан нестационарних квазіперіодичних процесів. Врахування властивостей нестационарності та квазіперіодичності можливо за умов використання методів на основі дослідження фізичних властивостей

процесів та апарату фрактального аналізу, які дають змогу виявляти структурні зміни на ранньому етапі. Отже, для раннього виявлення розладнань доцільним є комплексне використання методів аналізу часових рядів, обчислювального інтелекту, фрактального аналізу та методів на основі фізичних моделей. Виявлено, що на даний час відсутні відповідні інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах.

Показано, що для реалізації розроблених моделей та методів необхідним є створення відповідного інформаційного забезпечення у вигляді інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень на основі інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах та планування оперативних втручань із застосуванням імітаційного моделювання.

На підставі аналізу стану науково-методичного апарату існуючих моделей та методів виявлення розладнань сформульовано науково-прикладну проблему створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення неадитивних розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах.

У другому розділі запропоновано теоретико-множинну модель аналізу гетерогенних даних нестаціонарних квазіперіодичних процесів як підґрунття для реалізації завдань виявлення розладнань та планування оперативних втручань. Розроблено концептуальні основи побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, синтезована система реалізує комплекс методів обчислювального інтелекту, за допомогою яких здійснюється обробка та аналіз гетерогенних даних, що характеризують нестаціонарні квазіперіодичні процеси, та метод оцінювання аналітичної неоднозначності, що у сукупності дозволяє забезпечити підвищення точності виявлення розладнань.

Теоретико-множинна модель аналізу гетерогенних даних нестаціонарних квазіперіодичних процесів дозволяє формалізувати процеси обробки та аналізу гетерогенних даних нестаціонарних квазіперіодичних процесів із використанням сукупності математичних моделей та методів на основі нейронних мереж, імітаційного моделювання, методів на основі фізичних моделей, аналізу часових рядів. На етапі побудови інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень необхідно формалізувати комплекс вимог. Набір вимог до системи представимо у вигляді моделі:

$$M_{RIS} = \langle M_{TR}, M_{FR}, M_B \rangle, \quad (1)$$

де M_{TR} - модель технологічних вимог, яку формалізовано у вигляді набору:

$$M_{TR} = \langle L_{IFF}, L_{SCPF}, L_A, L_S, L_{MT}, L_R, L_S \rangle, \quad (2)$$

де L_{IFF} - модель інтеграції інформаційних потоків, що повинна забезпечити єдиний інформаційний простір (семантичну інтеграцію) та координацію процесів управління і зберігання інформації; L_{SCPF} - модель синтезу централізованих і розподілених технологій, що забезпечить централізований доступ до інформації та є основою компонентної архітектури системи; L_A - модель архітектури, у даному випадку компонентної архітектури, яка надає інформаційній системі властивість модульності; L_S - модель підтримки стандартів, що забезпечує гнучкість та адаптивність системи; L_{MT} - модель вимог замовника (масштабованість і переноси-

ППВ – підсистема планування втручань, ОПР – особа, що приймає рішення, БВД – блок виводу даних, БІЗ – блок інтерпретації знань, БПР – блок прийняття рішень, БМПР – блок моделей прийняття рішень, БАД – блок аналізу даних, ІАД – інтелектуальний аналіз даних, СА – статистичний аналіз даних, ПОСТ – постобробка даних зображень.

У загальному вигляді модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних можна представити у вигляді набору функціональних процесів, що забезпечують, та відношень, що зв'язують елементи процесів в єдину структуру. Формалізуємо модель процесів за допомогою виразу:

$$RIS = \langle II, DM, KB, DB, MB, AB, SSP, QM \rangle, \quad (4)$$

де II - процес обміну даними за допомогою інтелектуального інтерфейсу, DM - процес прийняття рішень, KB, DB - процеси зберігання даних у базах знань та базах даних відповідно, MB - процеси обробки даних за допомогою сукупності математичних моделей, що забезпечують процес прийняття рішень (аналіз часових рядів, статистичні моделі, моделі класифікації на основі обчислювального інтелекту), AB - процеси алгоритмізації, SSP - процеси планування втручань, QM - процеси оцінювання якості процесу виявлення розладнань. Процес обміну даними реалізується на основі інтелектуального інтерфейсу, який у свою чергу є набором $II = \langle IM, AM, ID, OM \rangle$ множини IM входів мікросервісів, що відображають гетерогенні дані, AM - сукупність моделей оцінювання аналітичної неоднозначності, ID - сукупність моделей та методів інтерпретації рішень, OM - графічний інтерфейс користувача. Множина IM входів мікросервісів формується підмножинами потоків гетерогенних даних: $IM = \langle CT, AD, RM, VAS \rangle$, де CT, AD, RM, VAS - дані моніторингу, які містять матриці зображень, часові ряди, дані експертних оцінювань.

Процеси прийняття рішень реалізовано у підсистемі прийняття рішень та формалізовано за допомогою набору:

$$DM = \langle DSM, KB, DB, MB, AB, DR \rangle, \quad (5)$$

де DSM - моделі опису класів розладнань, DR - вирішальне правило для вибору методу прийняття рішень.

База знань складається з $KB = \langle DSM^*, DT, DMN \rangle$, де DSM - модель опису розладнання, DT - модель дерева рішень для отримання класу розладнання, DMN - мета-модель для моделювання рішень у бізнес-процесах. Модель опису розладнань представляє собою онтологічну модель та використовує семантичні зв'язки між об'єктами та процесами визначення розладнань. Таким чином, у БЗ зберігаються моделі розладнань для розпізнавання конкретного розладнання. База знань поповнюється на підставі результатів інтелектуального аналізу даних. Мета-модель DMN - це стандарт, що забезпечує семантичний підхід підтримки прийняття рішень у бізнес-процесах.

База даних містить експертні описи, анонімизовані зображення, анотовані реконструкції, які буде отримано з 3D моделей у форматі *.stl, багатомірні часові ряди CFD (Computational Fluid Dynamics) моделювання, одномірні часові ряди, характеристики 3D моделей.

База моделей складається із сукупності математичних моделей інтелектуального аналізу даних, аналізу часових рядів, моделей математичної фізики, моделей класифікації, статистичних моделей для підтримки процесу прийняття рішень про виявлення розладнань. База алгоритмів формалізується за допомогою виразу $AB = \langle ATSP, AC, AHRC, ACTP, AGVC \rangle$, та є сукупністю алгоритмів обробки часових рядів, алгоритмів класифікації, постобробки зображень, розрахунку фізичних характеристик процесів, алгоритмів генерації і верифікації заключень. В окрему підсистему виділено інформаційні процеси, які забезпечують планування втручань. Підсистему планування втручань формалізовано за допомогою виразу :

$$SSP = \langle KB, DB, MB^*, AB^*, EPB \rangle, \quad (7)$$

де MB^* - сукупність моделей для CFD – аналізу та створення тривимірних моделей, AB - сукупність алгоритмів CFD-аналізу, включаючи алгоритми чисельного моделювання та побудови тривимірних моделей, EPB - база методів для оцінювання ефективності та прогнозу оперативних втручань. Таким чином, формуються додаткові сукупності математичних моделей CFD – аналізу та побудови 3D моделей, що виконуються за допомогою бази відповідних алгоритмів.

Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенної інформації. Виникнення неоднозначності інформації, яка характеризує досліджувані процеси пов'язане із двома основними типами джерел інформації: інструментальними засобами та характеристиками оператора (експерта), що виконує функцію інтерпретації кількісних та якісних ознак. На відміну від існуючих запропонованих метод містить етапи перевірки типу даних та ідентифікації класу невизначеності і складається з таких етапів:

Етап 1. Визначення типу даних за допомогою генерації умов для перевірки типу даних, тобто ідентифікація числових, бінарних, нечітких, лінгвістичних та ін.

Етап 2. Ідентифікація класу невизначеності, обчислення якої реалізується на підставі оцінювання типу даних. При цьому необхідним є врахування джерел складових невизначеностей.

Етап 3. Складання модельного рівняння. Модельне рівняння відображує залежність між вхідними та вихідними величинами $Y = f(X_1, \dots, X_m)$.

Етап 4. Оцінювання вхідних величин. Масив вхідних величин формується за допомогою однократних або багатократних вимірювань, реєстрації даних експертних оцінювань. У випадку багатократних вимірювань проводиться розрахунок середнього арифметичного результатів ряду окремих спостережень.

Етап 5. Обчислювання оцінки результату вимірювання (спотереження). Дану оцінку отримують шляхом підстановки у модельне рівняння оцінок вхідних величин.

Етап 6. Розрахунок невизначеностей. На даному етапі реалізується обчислення стандартних невизначеностей типу А та В.

Етап 7. Обчислювання внеску невизначеності вхідної величини у невизначеність вимірюваної величини. Внесок невизначеності кожної вхідної величини $u(x_i)$ в невизначеність вимірюваної величини $u(y)$ визначають згідно з виразом $u_i(y) = c_i u(x_i)$, де c_i - коефіцієнт чутливості.

Етап 8. Формування повного результату оцінювання та бюджету невизначеності. Повний результат повинен містити оцінку вихідної величини та її розширеної невизначеності із зазначенням рівня довіри, наприклад $Y = y \pm U, p = 0,95$.

Додавання етапів перевірки типу даних та ідентифікації класу невизначеності дає змогу оцінювати аналітичну неоднозначність експертної інформації, кількісних показників, даних часових рядів. Таким чином, оцінювання аналітичної неоднозначності пропонується проводити на основі розрахунку невизначеності в залежності від типу даних.

У третьому розділі розроблено модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання їх структури, імплементація яких дозволяє визначення інформативних ознак досліджуваних процесів. Слід зазначити, що всі існуючі моделі та методи визначення стану нестационарних квазіперіодичних процесів, не враховують сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища. Для подолання цих недоліків запропоновано модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, яка узагальнює вплив параметрів зовнішнього середовища на характеристики нестационарних квазіперіодичних часових рядів. Ґрунтуючись на методах на основі фізичних моделей запишемо рівняння Бернуллі для випадку нерегулярного каналу, який зображено на рис. 2 для двох перетинів:

$$p_1 = p_2 + \zeta_{тер} \frac{\rho_2 V_{сеп2}^2}{2} + \zeta_{вих} \frac{\rho_2 V_{сеп2}^2}{2} \quad (8)$$

де p_1, p_2 - тиск повітряного потоку крізь канал на ділянках 1, 2, ρ_2 - щільність повітряного потоку, $V_{сеп2}$ - середня швидкість потоку, $\zeta_{тер}$ та $\zeta_{вих}$ - коефіцієнти втрат на тертя та вихороутворення, відповідно.

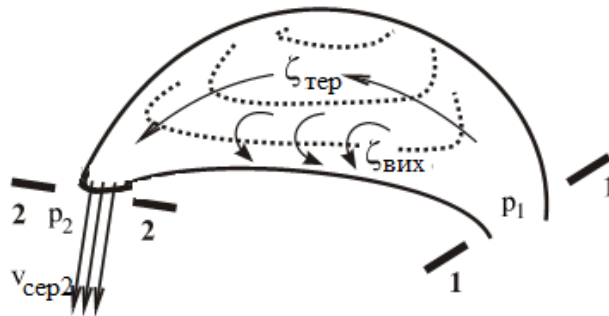


Рисунок 2 – Нестационарні квазіперіодичні процеси у каналах нерегулярної форми

Далі отримаємо вираз для обчислення інтегральної ознаки:

$$\zeta = \frac{\Delta p}{\frac{\rho_2 V_{сеп2}^2}{2}} = \frac{A}{Re} + B \quad (9)$$

де Δp - диференційний тиск, A і B – безрозмірні сталі, що відображують ламінарний та турбулентний режими.

Зв'язок між безрозмірними сталими та коефіцієнтами, що характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси відображено за допомогою виразу:

$$A = k_1 \frac{4S^2}{P\rho\nu}; B = k_2 \frac{2S^2}{\rho} \quad (10)$$

де S , P - площа та периметр поперекового перетину каналу відповідно, ρ, ν - значення щільності та в'язкості середовища відповідно, k_1, k_2 - коефіцієнти, отримані за допомогою методу найменших квадратів (рис. 3).

Таким чином, співвідношення між першим і другим доданком виразу (9) буде залежати від геометричних параметрів каналу та числа Рейнольдса, а безрозмірні константи будуть зв'язувати між собою канали нерегулярної форми різних конфігурацій.

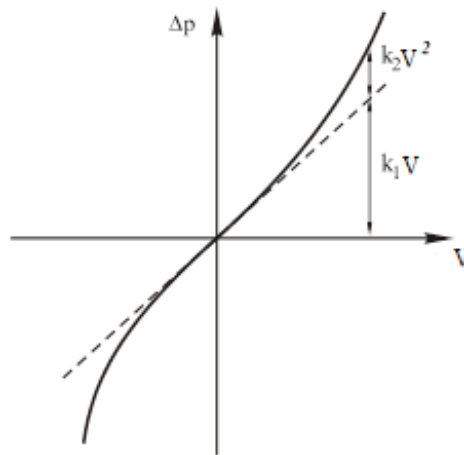


Рисунок 3 – Залежність диференційного тиску від витрати повітряного потоку

Таким чином отримується залежність $\zeta = f(Re)$, аналіз якої дозволяє визначати значущу інформацію для виявлення розладнань. Дану залежність наведено на рис. 4.

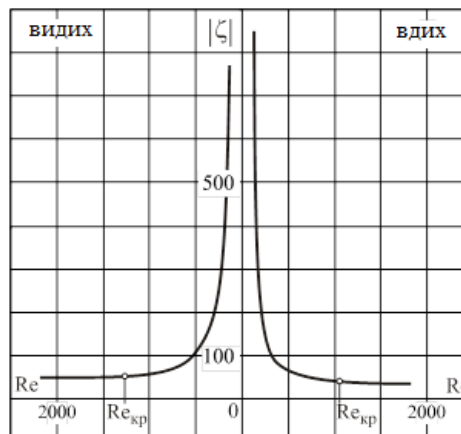


Рисунок 4 – Залежність інтегральної ознаки від числа Рейнольдса

На основі запропонованої моделі інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів, розроблено метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, який містить у собі такі етапи:

Етап 1. Реєстрація та попередня обробка даних нестационарних квазіперіодичних процесів.

Етап 2. Визначення значущих коефіцієнтів за допомогою методу найменших квадратів.

Етап 3. Обчислення інтегральної ознаки нестационарних квазіперіодичних процесів відповідно до виразу (9).

Етап 4. Визначення інтервалів сталості на основі розрахунку критичного значення інтегральної ознаки стану нестационарного квазіперіодичного процесу, для чого обчислюється похідна $\frac{\partial \zeta}{\partial Re}$, яка є критерієм оцінювання структури досліджуваного процесу та за абсолютною величиною повинна бути меншою або дорівнювати деякому заданому значенню $\left| \frac{\partial \zeta}{\partial Re} \right| \leq \varepsilon$. Це дає змогу враховувати структуру не-

стационарного квазіперіодичного процесу. Метод реалізує прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

Удосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів, який містить такі етапи:

Етап 1. Побудова тривимірної моделі каналу, стан якого характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси. Для проведення імітаційного моделювання на базі пакетів чисельного моделювання на першому етапі необхідно побудувати тривимірну модель каналу. Формалізуємо цей процес на прикладі створення 3D моделі каналу нерегулярної форми. Для цієї мети реалізується комплексна обробка вихідного набору масивів зображень, яка включає в себе попередню обробку зображення для згладжування імпульсного шуму за допомогою медіанного фільтру, формування сегментованого зображення за допомогою порогового фільтру, морфологічну фільтрацію для виділення контурів структур. Таким чином реалізується виділення областей окремих структур. Для кожного осередку графічної матриці зображення розраховується коефіцієнт абсорбції (коефіцієнт ослаблення, що виражається в одиницях Хаунсфілда). Сегментовані елементи представляються у вигляді полігональної сітки, тобто всі зв'язкові компоненти повітряних структур на кожному скані послідовно з'єднуються між собою. В результаті рендерингу отримується 3D модель, що зображена на рис. 5.

Етап 2. Чисельне моделювання характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів. У разі зв'язного нестисливого середовища невідомими є складові швидкості і тиску, а повна система рівнянь складається з рівнянь Нав'є-Стокса і рівнянь нерозривності. Традиційний підхід до розрахунку таких процесів ґрунтується на усереднених з того чи іншого правилом рівняннях Нав'є-Стокса. Для проведення чисельного моделювання, що базується на розв'язанні диференціальних рівнянь у частинних похідних застосовується метод скінченних об'ємів. Експериментальним шляхом визначено, що кількість елементів сітки мо-

делі повинна бути у діапазоні $Q(10^7)$ - $Q(10^9)$ елементів, для забезпечення достатньої точності розрахунків.

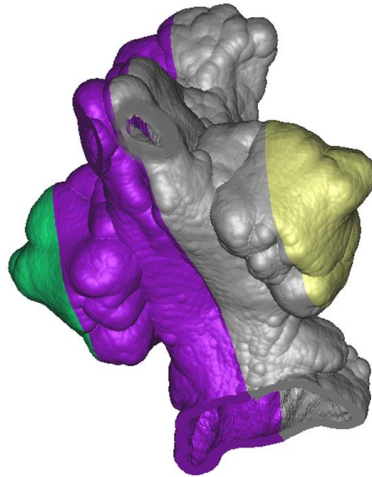


Рисунок 5 – Приклад 3D моделі каналу нерегулярної форми

Етап 3. Визначення граничних умов моделювання. На наступному етапі задаються початкові та граничні умови моделювання. На відміну від існуючих, метод, що вдосконалюється містить етап завдання нестационарних граничних умов з урахуванням властивості квазіперіодичності, представлений у вигляді суми періодичних функцій $x(t) = \sum_i^{\infty} S_i(t)$, де функція $S_i(t)$ має мінімальний період T і частоту $f_i = 1/T_i$. Далі здійснюється розрахунок просторово-часових характеристик нестационарних квазіперіодичних процесів на основі обраної моделі.

Етап 4. Візуалізація результатів моделювання. Візуалізація результатів моделювання дозволяє отримати місцезнаходження розладнань, що дає змогу забезпечити попереднє планування втручань. Результати моделювання з відокремленням області розладнань наведено на рис. 6.

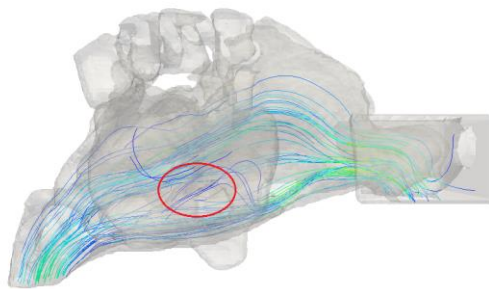


Рисунок 6 – Результати моделювання

Вдосконалений метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів дає можливість сформувати багатовимірне візуальне представлення нестационарного квазіперіодичного ряду та за його допомогою локалізувати місцезнаходження розладнань.

У четвертому розділі на основі дослідження властивостей нестационарних квазіперіодичних процесів за допомогою теорій аналізу часових рядів та фрактального аналізу розроблено метод визначення інформативних ознак розладнань нестационарних квазіперіодичних рядів із визначенням хаотичних властивостей, який складається з таких етапів:

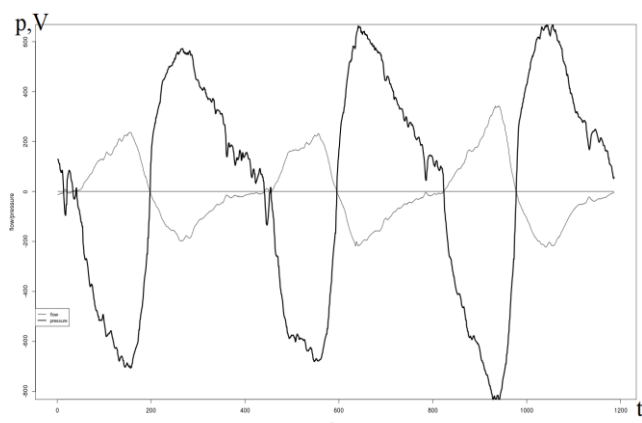
Етап 1. Попередня обробка даних нестационарних квазіперіодичних рядів, яка здійснюється за допомогою фільтрації помилкових даних.

Етап 2. Сегментація нестационарних квазіперіодичних рядів, що реалізується із використанням базисних функцій нечіткого F-перетворення.

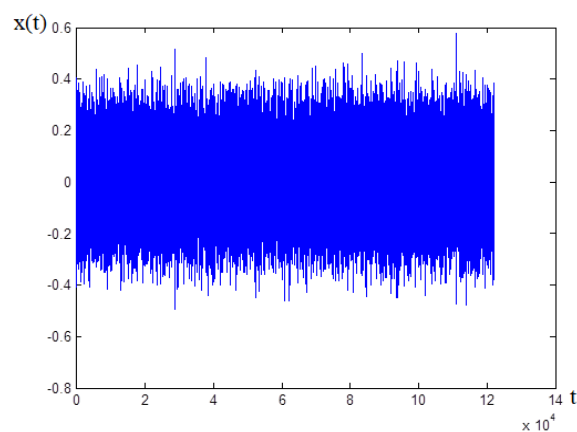
Етап 3. Апроксимація нестационарних квазіперіодичних рядів, для реалізації якої найбільш ефективним є метод нечіткого F-перетворення, оскільки він є стабільним відносно вибору точок мінімуму функції, що задає критерій зваженого середньоквадратичного відхилення, а також їх кількості, має високі фільтруючі властивості і низьку обчислювальну складність.

Етап 4. Екстракція ознак нестационарних квазіперіодичних рядів у часовій та частотній областях.

Використовуючи класичний підхід до аналізу часових рядів, який містить методи статистичного, варіаційного, спектрального та кореляційного аналізу часових рядів у часовій, частотній, часово-частотній областях, отримано сукупність структурних елементів, які вилучені з вихідних часових рядів та являють собою значення амплітудних характеристик, СКВ, коефіцієнти ексцеса, крест-фактор та ін. Однак традиційні методи обробки часових рядів мають низьку недоліків, що не дозволяє використовувати їх як основний інструмент аналізу в задачах виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Отримані ознаки змінюються у часі, не можуть якісно охарактеризувати динаміку нелінійних процесів та виявити приховані залежності, що можуть бути маркерами розладнання. Аналіз нестационарних квазіперіодичних рядів у часовій області доцільно проводити тільки для квазістационарних ділянок сигналу або після приведення сигналу до стаціонарності, що негативно впливає на точність оцінок. На рис. 7 наведено фрагменти прикладів досліджуваних часових рядів. Наведені залежності описують процес $T_i = T_{i-1} + \varepsilon$, де T_i, T_{i-1} - тривалості поточної і попередньої ділянок сигналу що повторюються відповідно; ε - деяка випадкова величина, що характеризує відмінність тривалості поточного і попереднього періодів.



а - біомедичний сигнал



б – вібросигнал

Рисунок 7 – Нестационарні квазіперіодичні часові ряди

Доведено, що для виявлення неадитивних розладнань, періодограмні і корелограмні методи класичного спектрального аналізу не дають якісного результату. Головним чинником цього є неоптимальний характер екстраполяції заданих на інтервалі ΔT значень функції що аналізується за межі цього інтервалу. В такому випадку доцільно скористатися параметричними моделями, а саме авторегресійним аналізом. Найважливішою перевагою авторегресійного аналізу є здатність виділяти в спектрі сигналу окремі гармонійні складові на тлі шуму. Обчислення спектральної щільності потужності у роботі виконується за допомогою модифікованого коваріаційного методу. Спектральну щільність потужності сигналів наведено на рис.8.

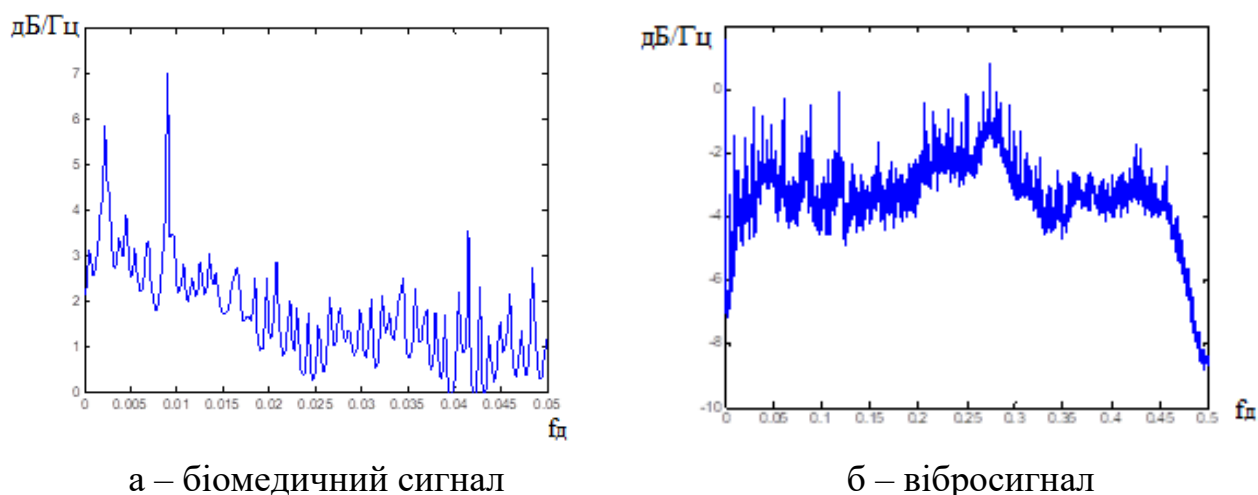


Рисунок 8 – Спектральна щільність потужності, отримана за допомогою модифікованого коваріаційного методу

Такий підхід дозволяє отримувати високу частотну селективність, низьку обчислювальну складність (амплітуди гармонік обчислюються тільки для окремих частот, які є результатом факторизації), робастність і високу завадостійкість завдяки чутливості методу до аналізованої функції. В результаті досліджень було виявлено, що наявність інформативних ознак якими є спектральні коефіцієнти, пов'язана із певним класом розладнання, який характеризується перевищенням порогового значення амплітуди гармоніки. Аналізуючи рис. 7 можна побачити, що досліджувані процеси мають флуктуаційні особливості, які у залежності від досліджуваного об'єкту можна пояснити певними фізичними характеристиками процесів, а також поведінкою нелінійної детермінованої системи, яку вони характеризують. Фізичні явища, що лежать в основі функціонування таких систем обумовлюють структуру досліджуваних сигналів. В нелінійних детермінованих системах при деяких значеннях параметрів виникають хаотичні коливання, які свідчать про розладнання. Таким чином, за допомогою фрактального аналізу стає можливим виявлення прихованих структурних змін процесів, що відображують властивості квазіперіодичності. Це дозволяє ідентифікувати розладнання ще до його виникнення, таким чином реалізуючи функцію раннього виявлення розладнань.

Етап 5. Екстракція хаотичних ознак нестационарних квазіперіодичних рядів. Хаотична складова визначається на підставі дослідження фрактальних властивостей

даних, яке реалізовано шляхом аналізу одномірних часових рядів, для чого проведено серію обчислювань, а саме:

1) автокореляційної функції $B_s(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)s(t-\tau)\delta t$, де $s(t)$ - вихідна

функція, τ - часова затримка (лаг) визначена на основі результатів моделювання;

2) показника Херста, який обчислюється за допомогою детрендованого флуктуаційного аналізу:

$$F^2(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (y(t) - Y_F(t))^2, \quad (11)$$

де $y(t) = \sum_{i=1}^t x(i)$ - кумулятивний нестационарний квазіперіодичний ряд, який ділиться на N сегментів довжиною τ , при чому $\tau \geq 1000$ та для кожного сегменту обчислюється флуктуаційна функція (11); $Y_F(t)$ - локальний тренд у межах даного сегменту, який обчислюється за допомогою нечіткого F-перетворення $Y_F = \sum X_{t_j} A_j(t_j) / \sum A_j(t_j), j = 1, \dots, k$, де $A_j(t_j)$ деяка базисна функція. Усереднена за всіма значеннями ряду функція $F(\tau)$ має скейлінгову залежність від довжини сегменту ряду $F(\tau) \propto \tau^H$. Тоді графічна залежність $\log F(\tau)$ від $\log(\tau)$ після апроксимації за допомогою методу найменших квадратів буде мати вигляд прямої, а показник Херста H обчислюватись як тангенс кута нахилу даної прямої;

3) показника апроксимованої ентропії $ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)]$,

де m - довжина вектору на які ділиться вихідна послідовність, r - величина порогу, яка визначає розмір комірок фазового простору, при цьому

$\Phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i)$, де $C_r^m(i)$ - частота потрапляння ланцюжків довжиною m в межі гіперсфери радіусу r ;

4) старшого показника Ляпунова, для розрахунку якого оберемо логарифмічний метод. Нехай часовий ряд є чисельним рішенням деякого диференційного рівняння з постійним кроком часу Δt і одним станом рівноваги $x(t) = (x(t_0), x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)), t_n = t_0 + n\Delta t, n = 0, N-1$, N - кількість точок рішення, тоді елементи ряду обчислюються за формулою $x'_i = \ln|x(t_0 + i\tau) + \varepsilon|, i = 0, N-1$, де τ - крок дискретизації. Тоді для нового отриманого ряду проводиться реконструкція і створюється матриця X , далі обчислюється середнє сумарне відображення S за всіма зсунутими відносно один одного

за часом реконструйованими рядами $S_i = \frac{1}{R} \sum_{j=1}^R x'_j, i = 1, N$. Після додаткової фільтрації S обчислимо перший показник $\lambda_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} \frac{S_{i+1} - S_i}{\tau}$;

5) розмірності Хігучи, для чого часовий ряд ділимо на n рівних ділянок a , довжину ряду виражаємо як n^{-d} , де d - розмірність Хаусдорфа. Тоді довжина ряду

ду згідно методу визначається як:

$$L_m(a) = \frac{(N-1)}{a \operatorname{int}[(N-m)/a]} \sum_{i=1}^{\operatorname{int}[(N-m)/a]} |f(m+ia) - f(m+(i-1)a)|.$$

На підставі експериментальних досліджень було з'ясовано, що вищезазначені показники мають характерні діапазони значень, які свідчать про стан наявності чи відсутності розладнань. Додатково було проведено розрахунок фрактальних розмірностей, які також було включено до вибірки ознак часових рядів. Додавання хаотичної складової дає змогу враховувати структуру досліджуваних процесів, яка пов'язана із властивістю квазіперіодичності.

Етап 6. Формування вектору інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних рядів. Імплементация методу дає змогу визначити набір інформативних ознак $E = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n, \dots, \lambda_N\}$, який є сукупністю характеристик сигналу, що відображають його властивості причому $E = E_1 \cup E_2$, де $E_1 = \{\lambda_n = \lambda_l^{E_1}\}, l = \overline{1, N_1}$ - клас, який містить структурні елементи $\lambda_l^{E_1}$ отримані в результаті статистичних та спектральних методів, N_1 - кількість об'єктів класу E_1 ; $E_2 = \{\lambda_n = \lambda_m^{E_2}\}, k = \overline{1, N_2}$ - клас, що містить елементи $\lambda_m^{E_2}$ які характеризують хаотичні властивості сигналу.

У п'ятому розділі розроблено методи раннього виявлення розладнань та фільтрації аномалій в нестационарних квазіперіодичних процесах із використанням методів обчислювального інтелекту. Запропоновано метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів, що дозволяє враховувати властивості лінійної нероздільності даних за допомогою радіальної базисної функції ядра. Для формування масиву інформативних ознак гетерогенних даних використовується підхід, що ґрунтується на відборі інформативних ознак за допомогою моделі нечіткої регресії у комбінації із методом найменших кутів, а також сукупності моделей обчислювання інформаційної ентропії. Для випадку лінійної роздільності даних множина інформативних ознак формується за допомогою коефіцієнтів нечіткої апроксимації фазових портретів часових рядів. Використання методу дає змогу проводити бінарну класифікацію станів наявності та відсутності структурних розладнань у режимі реального часу. Запропонований метод складається з таких етапів:

Етап 1. Формування вибірок часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів з використанням процедур попередньої обробки сигналів за допомогою фільтрації та згладжування з метою видалення шумів та спотворень.

Етап 2. Формування множини інформативних параметрів нестационарних квазіперіодичних процесів шляхом екстракції ознак, які їх характеризують.

Етап 3. Відбір найбільш інформативних ознак досліджуваних процесів.

Етап 4. Синтез моделі раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів з урахуванням лінійної нероздільності даних.

На першому етапі для попередньої обробки масивів даних часових рядів застосовується метод апроксимації на основі F-перетворення.

На другому етапі формується множина інформативних ознак за допомогою екстракції із застосуванням методів на основі фізичних моделей, аналізу часових рядів та обробки даних еспертних оцінювань, які було розглянуто у попередніх

розділах дисертаційної роботи та які характеризуються властивістю лінійної нероздільності. Для випадку лінійної роздільності, множина інформативних ознак складається з масиву компонентів F-перетворення $K = \{F_k, k = 1 \dots N\}$ фазових портретів часових рядів за допомогою нечіткої апроксимації. Для цього будується фазовий портрет функції, який перетворюється у масив k -значень $[F_1, \dots, F_k]$ за допомогою нечіткої апроксимації $F_j = \sum X_{t_i} A_j(t_i) / \sum A_j(t_i), j = 1, \dots, k$. Результати апроксимації наведено на рис. 9.

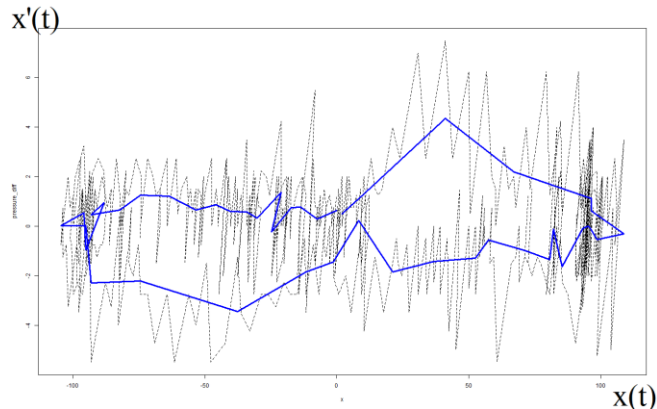


Рисунок 9 – Результати апроксимації за допомогою F-перетворення

На третьому етапі реалізовано відбір найбільш інформативних ознак. У випадку, коли досліджувані процеси характеризуються сукупністю гетерогенних даних, формування множини значущих ознак досліджуваних процесів реалізується за допомогою вирішення задачі селекції інформативних ознак. Дану задачу формалізовано як завдання видалення сукупності ознак $\langle x, y \rangle$ об'ємом S з вихідної вибірки $\langle X, Y \rangle$ об'ємом S^* таку, що $\langle x, y \rangle \in \langle X, Y \rangle, S, S^*, |Q_\varepsilon(\langle x, y \rangle) - Q_\varepsilon(\langle X, Y \rangle)| > \varepsilon$, де Q_ε - функціонал якості вибірки, ε - задана константа. Модель якості вибірки повинна мати функціонал оцінювання як групової, так і індивідуальної цінності елементів вибірки. Тому доцільно знайти оптимальну сукупність елементів за допомогою методів відбору значимих ознак. Задача синтезу моделі сукупності $y = f(w, x)$, де w - параметр моделі, на основі навчальної вибірки $\langle x, y \rangle$ зводиться до задачі пошуку оптимального функціонала якості $Q_m(f(w, x))$. У якості критерію оптимальності даної моделі використовується квадратичний критерій.

Множина ознак нестационарних квазіперіодичних процесів складається з таких груп ознак:

1. Ознаки, отримані в результаті аналізу фізичних властивостей досліджуваних процесів, що є сукупністю $HC = \{R_{eff}, k_2, R_{100}, VR, \zeta, R_2, d_{eq}\}$. Для визначення значимих факторів та зменшення розмірності масиву вихідних даних алгоритму класифікації автором запропоновано нечітку регресійну модель на основі методу найменших кутів для вибору значимих факторів, які отримані за допомогою методу найменших кутів. Таким чином отримано $HC^* = \{k_2, \zeta\}$.

2. Ознаки, що отримані в результаті екстракції з нестационарних квазіперіодичних рядів: $SC = \{PIF, AIF, MIFA, TIV, k_a, k_e, k_{am}, r_i, F_f, \alpha, \beta\}$, опис яких наведено у чет-

вертому розділі роботи. Для визначення значимих факторів та зменшення розмірності масиву вихідних даних алгоритму класифікації автором застосовано CFS (Correlation-based Feature Selector) метод вибору значимих ознак, в результаті імплементації якого отримано чотири фактори: $SC^* = \{PIF, k_e, k_{am}, \alpha\}$.

3. Ознаки, отримані в результаті застосування фрактального аналізу: $FC = \{H, CD, BCD, HFD, \lambda, AE\}$. Визначення значущих факторів реалізоване також за допомогою CFS методу, в результаті отримано два фактори: $FC^* = \{H, HFD\}$.

4. Використовуючи даний метод для завдання відбору найбільш інформативних ознак даних експертних оцінювань отримаємо набір ознак $EC = \{CTD, FH, SM, AL, VAS\} \rightarrow EC^* = \{CTD, VAS\}$. Отже, з початкової вибірки даних експертних оцінювань, які містять описи медичних зображень CTD , анамнестичні дані FH , наявність чи відсутність фактору куріння SM , алергії AL та даних оцінювань на основі суб'єктивної шкали VAS , обрано дані CTD і VAS . Таким чином, початкова вибірка даних з двадцяти дев'яти ознак трансформується у масив інформативних ознак $CM = \{k_2, \zeta, PIF, k_e, k_{am}, \alpha, H, HFD, CTD, VAS\}$, який містить 10 ознак.

На четвертому етапі методу проводиться синтез моделі раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів та нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра. Вибір алгоритму класифікації здійснюється на основі аналізу даних на лінійну роздільність. Для масиву компонентів F-перетворення фазових портретів $z_n \in R^p$ що є лінійно роздільними та масиву ознак $y_n \in \{-1, 1\}$, що відносяться до визначень норма/розладнання, метод шукає оптимальну гіперплощину $w^T z_n + b$, що розділює два класи та розраховується згідно з виразом:

$$(\hat{w}, \hat{b}) \in \arg \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{n=1}^N H_{w,b}(z_n, y_n), \quad w \in R^p, b \in R \quad (12)$$

де $H_{w,b}(z_n, y_n) = \max(0, 1 - y(w^T z_n + b))$ - функція втрат, w - вектор-перпендикуляр відносно площини, що розділює, C - параметр регуляризації, b - параметр, що відповідає найкоротшій відстані від початку координат до гіперплощини, N - кількість елементів тестового масиву, p - розмірність масиву z_n . Для випадку лінійної нероздільності класів, тобто множини гетерогенних даних, завдання побудови гіперплощини, що розділює трансформується у двоїсту задачу пошуку сідлової точки функції Лагранжа та зводиться до завдання квадратичного програмування, що містить тільки двоїсті змінні:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^S \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^S \sum_{\tau=1}^S \lambda_i \lambda_\tau y_i y_\tau k(z_i, z_\tau) \rightarrow \min_\lambda \\ \sum_{i=1}^S \lambda_i y_i = 0, \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, i = \overline{1, S}, \end{cases} \quad (13)$$

де λ_i - двоїста змінна, z_i - об'єкт з навчальної вибірки, y_i - число (-1 чи +1), що характеризує належність об'єкта z_i з навчальної вибірки до класу, $k(z_i, z_\tau)$ - функція ядра, C - параметр регуляризації, S - кількість об'єктів у навчальній вибірці $i = \overline{1, S}$.

У якості функції ядра обираємо радіальну базисну функцію, тоді функція, що розділяє має вигляд:

$$f(z) = \sum_{i=1}^S \lambda_i y_i \exp\left[-\|z_i - z_\tau\|^2 / (2\sigma^2)\right] + b \quad (14)$$

Для реалізації функції необхідно знайти оптимальні значення параметру регуляризації C та параметру радіальної базисної функції $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$. Значення параметру

C - це компроміс між максимізацією ширини смуги, що розділяє класи та мінімізацією сумарної похибки, γ - параметр зворотної ширини радіальної базисної функції ядра. Обидва параметри повинні забезпечити ефективність класифікації та не допустити перенавчання. Для цієї мети реалізовано процедуру крос-валідації на основі генетичного алгоритму, в результаті якої отримано наступні значення: $C = 11$, $\gamma = 0,01$.

Точність класифікації для тестової вибірки у випадку лінійної роздільності вибірки (кількість елементів масиву K_n , $n = 43$) дорівнює 89,51 %, точність класифікації у випадку лінійної нероздільності вибірки гетерогенних даних дорівнює 87,00 %. В результаті маємо два класи даних: «розладнання відсутні», «розладнання є», що дозволяє використовувати даний метод для раннього виявлення структурних розладнань. У даному розділі також розроблено метод фільтрації аномалій нестационарних квазіперіодичних рядів, що полягає у виявленні помилок реєстрації даних за допомогою згортальних нейронних мереж глибинного навчання та складається з таких етапів:

Етап 1. Перетворення вхідних вибірок початкових часових рядів у масиви зображень, для чого на підставі отриманих даних будується графічна залежність $\zeta = f(Re)$, яка трансформується у матрицю зображення вигляду:

$$X_{ij}^* = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{iM} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{bmatrix}, \quad (15)$$

де $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, M}$. Кожен елемент матриці приймає значення у діапазоні $x_{ij} = \overline{0, K}$, де K - роздільна здатність зображення.

Етап 2. Розрахунок елементів матриці із визначенням максимального значення K , після чого проводиться нормалізація всіх елементів матриці X_{ij}^* відносно максимального K відповідно до виразу:

$$X_{ij}^* = \ln \left| \frac{x_{ij} * K}{\max(X_{ij}^*)} \right|. \quad (16)$$

Етап 3. Визначення оптимального значення найбільш інформативної ознаки. Визначення оптимального значення K здійснюється за допомогою методу класифікації «Random Forest», використовуючи який можна визначити значення K для якого похибка є мінімальною.

Етап 4. Візуалізація отриманих залежностей, для чого застосовується операція логарифмування $\zeta = \ln|f(\text{Re})|$, що дає змогу покращити графічну інтерпретацію даних на вході класифікатора.

Етап 5. Класифікація отриманих зображень за допомогою згортальних нейромереж глибокого навчання типу CNN (Deep Convolution Neural Network). Дані нейромережі складаються з шарів згортки, макс-пул та нормалізації, які з'єднані одним повнозв'язним шаром. Вхід та вихід кожного шару є картою ознак. Масив вихідних зображень X_{ij}^* за допомогою операції конволюції перетворюється на масив:

$$a_{ij} = \sum_{k,l} w_{k,l} X_{i-k,j-l}^*, \quad (17)$$

де $w_{k,l}$ - фільтр, який необхідно тренувати. На наступному етапі використовуючи сигмоїдальну функцію здійснюється нормалізація $y_{ij} = f(a_{ij}), f(a) = [a]_+, f(a) = \text{sigmoid}(a)$. На виході шару макс-пул формуються карти ознак на основі визначення максимального значення елемента кожної карти $x_{ij} = \max y_{i-k,j-l}, |k| < \tau, |l| < \tau$, де τ - параметр карт ознак. Для навчання використовується метод стохастичного градієнтного спуску, щоб звести до мінімуму розбіжності між очікуваними результатами і фактичним виходом мережі. Всі коефіцієнти усіх фільтрів всіх шарів оновлюються одночасно методом навчання. Ці градієнти обчислюються за допомогою методу зворотного поширення помилки. Метод дозволяє виявляти розладнання які є некоректними даними помилкових вимірювань з точністю 90,1%

У шостому розділі на основі розроблених моделей і методів запропоновано інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестаціонарних квазіперіодичних процесах та інформаційну технологію планування оперативних втручань на підставі CFD-моделювання. Модель, на основі якої розробляється кожна інформаційна технологія, являє собою сукупність взаємопов'язаних між собою об'єктів і процесів в яких дані об'єкти тим чи іншим чином беруть участь. Об'єктами в даному випадку є структура даних (SD) і комплекс математичних моделей і методів (CMM), процесами - множина інформаційних процесів (SIP) та їх взаємодія між собою ($ISIP$).

В такому випадку інформаційна технологія може бути представлена у вигляді:

$$IT = \langle SD, CMM, SIP, ISIP \rangle \quad (18)$$

Відповідно до синтезованої моделі (18) визначимо структуру даних *SD*. Структура даних визначає інформаційний комплекс – базу даних інформативних параметрів досліджуваного об'єкту та базу знань для опису класів розладнань. За основу обрано табличну структуру, яка є оптимальним вибором для представлення даних одномірних та багатомірних часових рядів, масивів кількісних показників, лінгвістичних змінних, а також представлення моделей знань на основі онтологій предметної області. Табличні структури даних є простими, такими, якими легко користуватися, оскільки адреса кожного елемента задається числом або декількома числами для багатовимірної таблиці, вони також легко упорядковуються.

Комплекс математичних моделей і методів *СММ* повинен містити моделі описів класів розладнань, моделі оцінювання точності виявлення розладнань та сукупність моделей і методів екстракції та селекції інформативних ознак досліджуваного процесу, моделей нейронних мереж опорних векторів та згортальних нейромереж глибинного навчання.

Моделі класів розладнань формалізовано у вигляді $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, де кожному класу y_n відповідає набір ознак з множини $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, $y_n \in X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, а саме $X = X_1 \cup X_2 \cup X_3 \cup X_4$, де $X_1 = HC^* = \{k_2, \zeta\}$, $X_2 = SC^* = \{PIF, k_e, k_{am}, \alpha\}$, $X_3 = FC^* = \{H, HFD\}$, $X_4 = EC^* = \{CTD, VAS\}$. Критерії належності ознак отримано за допомогою стандартних статистичних оцінок на основі визначення плаваючого порогового значення, оцінювання компетентності експерта, моделей оцінювання точності виявлення розладнань, які містять розрахунки похибок 1-го та 2-го роду; моделей видобування інформативних ознак на основі методів аналізу часових рядів, методів на основі дослідження фізичних властивостей процесів, моделей класифікації на основі нейронних мереж опорних векторів. Всі вищезгадані моделі та методи наведено у попередніх розділах дисертаційної роботи.

Комплекс інформаційних процесів повинен складатися з процесів попередньої обробки даних, інформаційних процесів екстракції та селекції значущих параметрів, процесів класифікації розладнань, допоміжних інформаційних процесів. Множина інформаційних процесів (*SIP*), формалізована за допомогою виразу:

$$SIP = \langle DC, PP, SI, PR \rangle \quad (19)$$

де *DC* - інформаційний процес збору даних, *PP* - інформаційний процес попередньої обробки даних, *SI* - інформаційний процес раннього виявлення структурних розладнань, *PR* - інформаційний процес прийняття рішення та зберігання результатів згідно документації предметної області. Обробку та аналіз вхідних даних пропонується виконувати згідно з стандартом *CRISP DM* (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), основні етапи якого складаються з процедур аналізу даних з метою їх структуризації та вибору методів аналізу, попередньої обробки даних для вилучення некоректних даних, проведення моделювання, оцінювання результатів моделювання, встановлення зв'язку з бізнес-процесами предметної області. Інформаційні технології наведено на рис. 10, 11.

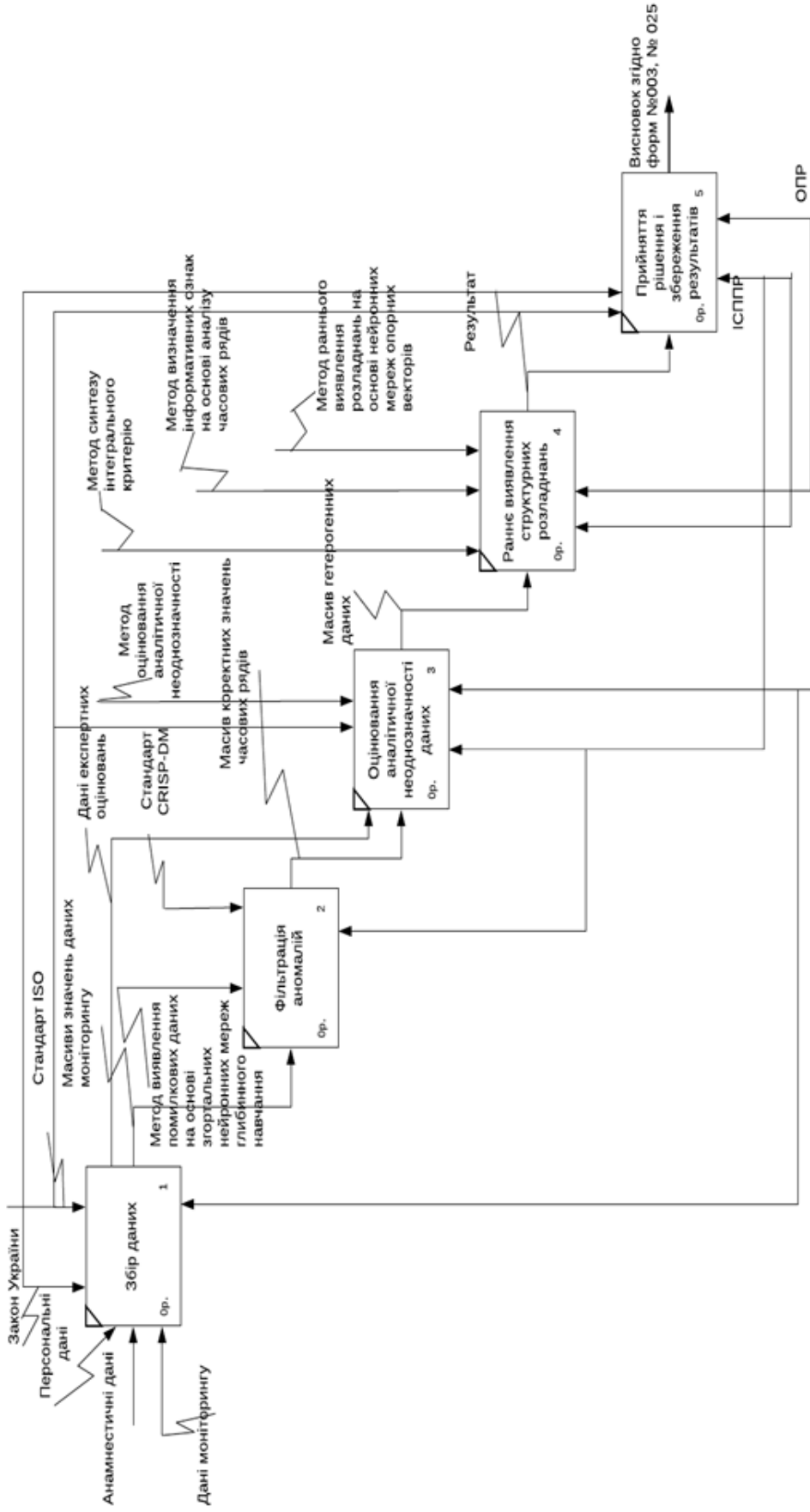


Рисунок 10 – Інформаційна технологія раннього виявлення неадитивних розладань в нестационарних квазіперіодичних процесах

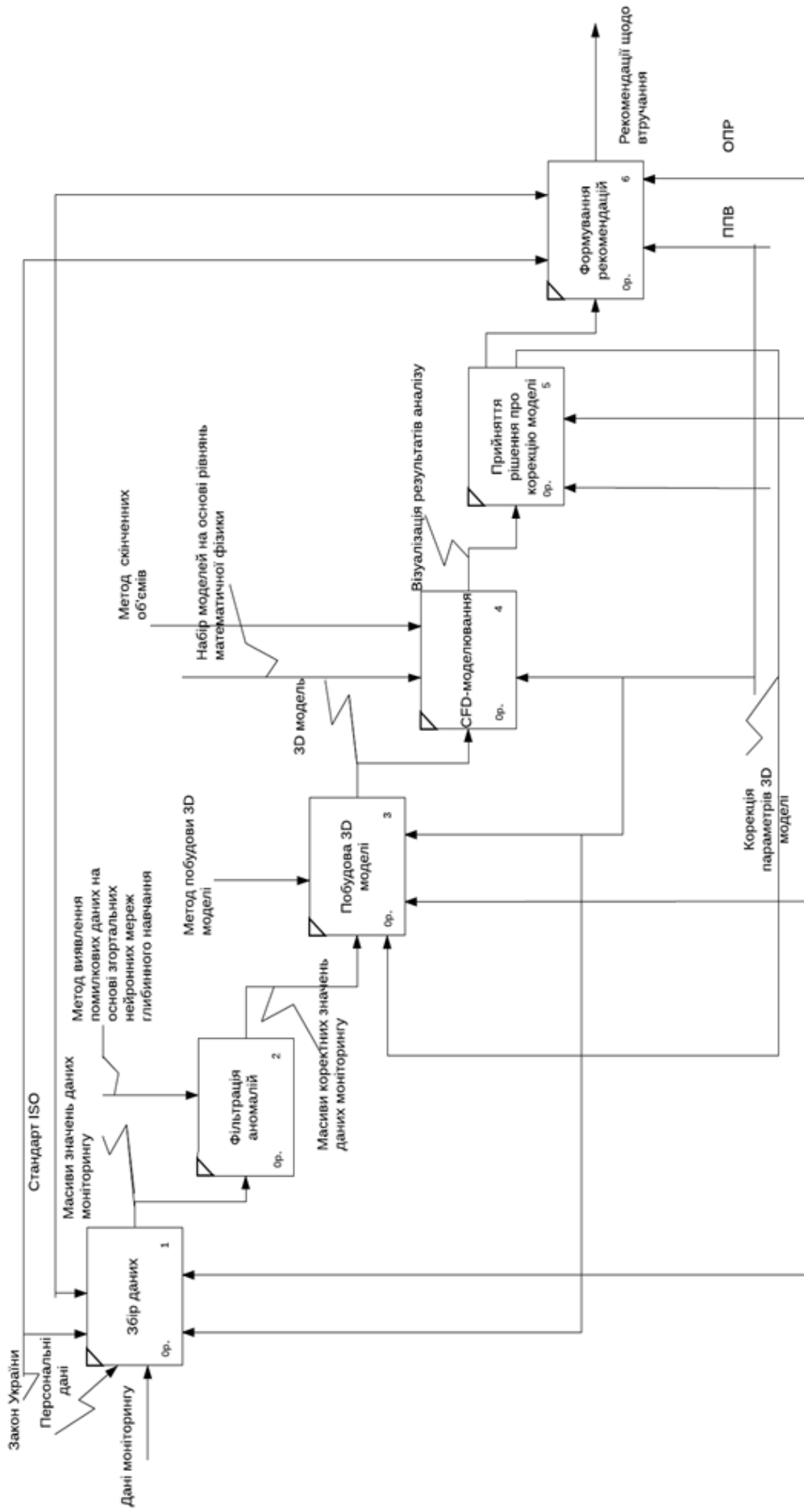


Рисунок 11 – Інформаційна технологія планування оперативних втручань

Взаємодія процесів між собою (*ISIP*) забезпечується функціонуванням підсистеми прийняття рішень ІСППР та може бути формалізована за допомогою виразу:

$$ISIP = \langle TS, DP, DA, RP \rangle, \quad (20)$$

де *TS* - інформаційні процеси перетворення даних у ознаки розладнання, *DP* - інформаційні процеси вибору параметрів моделі та методу виявлення розладнань, *DA* - інформаційні процеси вибору алгоритму, *RP* - інформаційні процеси генерації рекомендацій для ОПР.

Інформаційна технологія ґрунтується на розроблених в роботі моделях та методах та складається з інформаційних процесів збору даних, які отримуються з різних джерел, фільтрації аномалій, яка реалізується за допомогою згортальних нейронних мереж глибинного навчання, інформаційного процесу оцінювання аналітичної неоднозначності даних із використанням методу оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенної інформації, процесів раннього виявлення неадитивних розладнань за допомогою методу на основі нейронних мереж опорних векторів та прийняття рішення і збереження результатів.

Дані, що обробляються у ІТ є сукупністю даних моніторингу, також реєструються персональні дані пацієнта, або дані ідентифікації технологічного процесу, які зберігаються у базі даних інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень.

Взаємодія процесів між собою на базі інформаційної технології планування оперативних втручань (*ISIP**) забезпечується функціонуванням підсистеми планування втручань ІСППР та може бути формалізована за допомогою виразу:

$$ISIP^* = \langle TI, MT, VP, RC \rangle, \quad (21)$$

де *TI* - інформаційні процеси формування масивів значень зображень для побудови на їх основі 3D моделі каналу нерегулярної форми, *MT* - інформаційні процеси імпорту 3D моделі у формат *.stl для проведення CFD-моделювання, *VP* - забезпечення процесів візуалізації (графічний інтерфейс користувача), *RC* - інформаційні процеси генерації рекомендацій для ОПР щодо корекції моделі або проведення втручання.

Інформаційна технологія ґрунтується на розроблених в роботі моделях та методах та складається з інформаційних процесів збору даних, фільтрації аномалій, побудови 3D моделей каналів нерегулярної форми, CFD – моделювання на підставі вдосконаленого методу імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних часових рядів, процесів прийняття рішення про корекцію моделі та формування рекомендацій щодо оперативного втручання.

Дані, що обробляються в ІТ планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань, є сукупністю даних моніторингу, які містять матриці зображень для побудови 3D моделі та масиви часових рядів для задання граничних умов, всі дані зберігаються у базі даних ІСППР. У якості правил, що регламентують вимоги до виконання відповідних функцій використовуються стандарти обміну, управління та інтеграції ISO.

У цьому розділі наведено результати практичної реалізації розроблених моделей, методів та інформаційних технологій у вигляді програмно-апаратних засобів. Розроблені інформаційні технології є підґрунтям ринологічної інформаційної системи, яка являє собою інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень та є сукупністю програмно-апаратних засобів, призначених для автоматизації процесів виявлення розладнань та планування оперативних втручань в ринології. Основні функціональні можливості системи полягають у забезпеченні: інформаційної підтримки процесів діагностики та планування, забезпеченні діяльності лікарів, які можуть користуватися протоколами оперативних втручань, реалізації інформаційного обміну між системами домену охорони здоров'я.

Наразі на найвищому рівні готовності технології TRL-9 відповідно до методу оцінювання «Technology readiness levels» реалізовано програмно-апаратну систему для оцінювання функції носового дихання. Програмно-апаратна система для оцінювання функції носового дихання «Optimus», що складається з вимірювального модуля, маски і програмного забезпечення наведена на рис. 12.

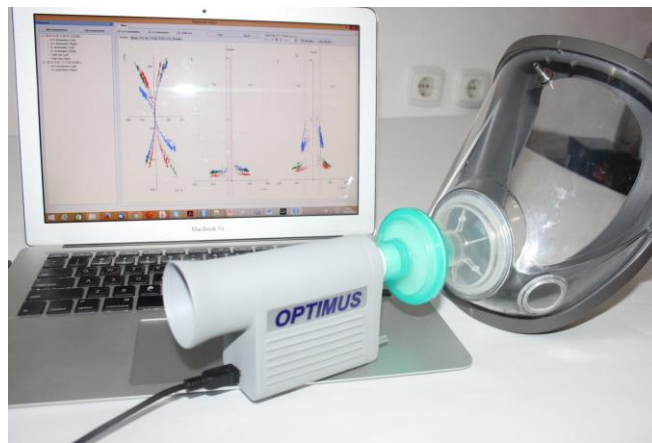


Рисунок 12 – Програмно-апаратна система «Optimus»

Вимірювання виконуються відповідно до методу передньої активної риноманометрії, який є стандартним методом оцінювання функції носового дихання, згідно протоколу ISCOANA (International Standardization Committee of the International Rhinologic Society).

Система пройшла сертифікацію та отримала свідоцтво про державну реєстрацію № 14777/2015 від 12.06.2015 Розроблені моделі та методи аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів на прикладі риноманометричних даних реалізовано за допомогою програмного забезпечення на базі C #, SQLite, платформа «.NET» в режимі реального часу.

Система використовується в клінічній практиці отоларингологічних відділень, що підтверджують результати апробації розроблених інформаційних технологій та висока якість одержуваних рішень. Приклад графічної візуалізації результатів аналізу наведено на рис. 13. Проведено порівняльний аналіз ефективності застосування розроблених у дисертаційній роботі методів на основі яких приймається рішення про оперативне втручання. Для оцінювання результатів оперативного втручання використано комплекс об'єктивних та суб'єктивних методів, який містить метод риноманометрії, комп'ютерної томографії та оптикування за допомогою суб'єктивних шкал. Досліджувались стандартний метод, який

полягає у використанні сукупності моделей обчислення коефіцієнту R150 та експертного оцінювання даних КТ-зображень, метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів у комплексі з експертним оцінюванням даних КТ-зображень, а також метод на основі нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра.

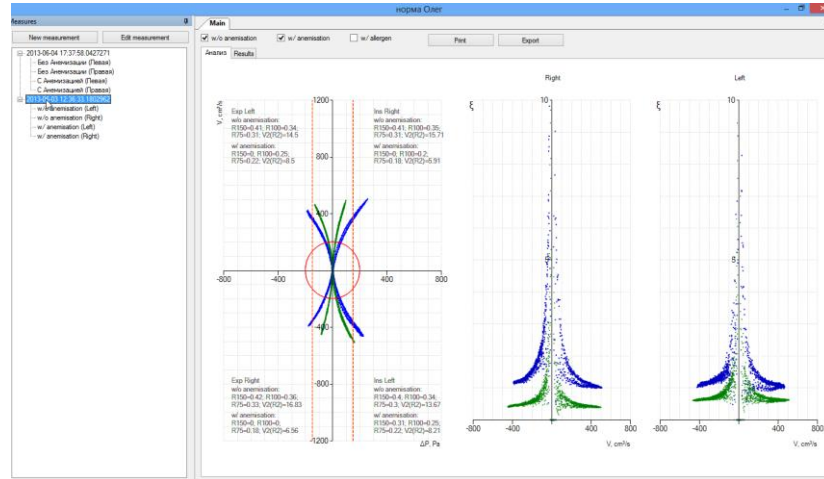


Рисунок 13 – Вікно візуалізації результатів програмно-апаратної системи «Optimus»

Результати оцінювання витрат на проведення непотрібного втручання, яке було призначене на основі вищезазначених методів наведено на рис. 14.

Впровадження інформаційної технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на основі нейронних мереж опорних векторів з радіальною базисною функцією ядра у клінічну практику дозволило підвищити ефективність раннього виявлення розладнань у 1,11 рази за дворічний період.

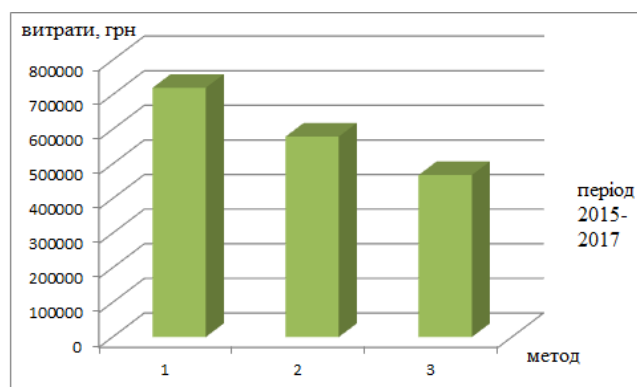


Рисунок 14 – Діаграма витрат на непотрібні втручання

1 – стандартний метод, 2 – метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури нестационарних квазіперіодичних процесів, 3 – метод на основі нейронних мереж опорних векторів

Інформаційна технологія планування оперативних втручань в ринології дозволила підвищити ефективність прийняття рішень процесу планування втручань на $4,7 \pm 0,12$ % та скоротити час перебування хворого у стаціонарі.

У **додатках** до дисертаційної роботи наведено результати експериментальних досліджень і обчислювань, акти впровадження та апробації, свідоцтво про державну реєстрацію.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. У процесі досліджень отримано такі нові теоретичні і практичні результати:

1. Проведено аналіз сучасного стану проблеми раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на підставі обробки гетерогенних даних, існуючих підходів до її вирішення, інформаційного і математичного забезпечення. Досліджено стан проблеми планування оперативних втручань на основі виявлення розладнань у нестационарних квазіперіодичних процесах. Аналіз показав, що існуючі підходи до раннього виявлення розладнань в основному ґрунтуються на моделях і методах математичної статистики, які придатні для аналізу стаціонарних стохастичних процесів та виявлення адитивних розладнань. Існуючі інформаційні технології планування втручань не містять процесу імітаційного моделювання для дослідження фізичних властивостей процесів та візуалізації місцезнаходження розладнань, що знижує ефективність оперативного втручання.
2. Розроблено теоретико-множинну модель процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка на відміну від існуючих містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування втручань з використання методів імітаційного моделювання, комплексу математичних моделей на базі обчислювального інтелекту, за допомогою яких здійснюється обробка та аналіз гетерогенних даних, що характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси.
3. Удосконалено метод оцінювання аналітичної неоднозначності гетерогенних даних, який на відміну від існуючих містить етапи ідентифікації типу даних та класу невизначеності, що дає змогу підвищити точність раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.
4. Розроблено модель інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів та метод синтезу інтегрального критерію оцінювання структури процесів, за допомогою яких реалізовано визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, які враховують сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, а також забезпечують прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.
5. Вдосконалено метод імітаційного моделювання просторово-часових характеристик багатовимірних нестационарних квазіперіодичних рядів шляхом задання нестационарних граничних умов, що дозволяє виявляти локалізацію змінення характеристик нестационарних квазіперіодичних процесів, що дає змогу підвищити ефективність раннього виявлення розладнань під час проведення планування

втручань. Результати моделювання використовуються в інформаційній технології планування оперативних втручань.

6. Отримав подальший розвиток метод визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів на основі аналізу часових рядів, який містить етапи нечіткої апроксимації, визначення спектральних компонент на основі модифікованого коваріаційного методу та визначення хаотичних властивостей ряду, використання якого дозволяє сформувати вектор інформативних ознак для забезпечення раннього виявлення розладнань.

7. Розроблено метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів, який враховує властивість лінійної нероздільності даних, параметрів регуляризації та зворотної ширини радіальної базисної функції ядра та використовує підхід до формування масиву інформативних ознак гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, що ґрунтується на моделях відбору інформативних ознак за допомогою нечіткої регресії та методу найменших кутів, сукупності моделей обчислювання інформаційної ентропії, екстракції інформативних ознак за допомогою нечіткої апроксимації фазових портретів часових рядів та дозволяє здійснювати виявлення розладнань з точністю від 87% до 89,51%.

7. Запропоновано метод фільтрації аномалій на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, в якому синтез моделі відбору інформативних ознак реалізується за допомогою перетворення одновимірних масивів часових рядів у двовимірні масиви зображень із застосуванням методики обчислювання оптимального значення роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень. Метод дозволяє виявляти дані, які є результатом помилок реєстрації з точністю 90,1%.

9. Розроблено інформаційну технологію раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах шляхом забезпечення інформаційних процесів обробки гетерогенних даних за допомогою методів фільтрації аномалій, оцінювання аналітичної неоднозначності, екстракції та селекції інформативних ознак часових рядів та класифікації, яка реалізує раннє виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

10. Розроблено інформаційну технологію планування оперативних втручань на основі візуалізації місцезнаходження розладнань, шляхом інтеграції інформаційного процесу чисельного моделювання на основі CFD-аналізу, що дозволяє отримувати додаткову значущу інформацію, яка є основою процесу планування втручання та впливає на його результативність. Впровадження даної інформаційної технології дозволяє підвищити ефективність втручань у ринології та запобігти непотрібним втручанням.

11. Результати дисертаційної роботи впроваджено в лікувально - діагностичний процес міської клінічної лікарні № 30, м. Харків, Харківський науково-практичний центр хвороб вуха, горла, носа ХМАПО, стандарти оцінювання функції носового дихання «ISCOANA», в наукову діяльність Інституту проблем машинобудування ім. А.М. Підгорного Національної Академії Наук, навчальний процес кафедри програмної інженерії ХНУРЕ, що підтверджується відповідними актами.

12. Розроблено програмно-апаратні системи для оцінювання функції носового дихання і оцінювання функції остіомеатального комплексу. Дані програмно-

апаратні системи реалізують запропоновані у дисертаційній роботі моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Програмно-апаратна система «Optimus» пройшла сертифікацію УКРСЕПРО та її включено у державний реєстр, свідоцтво № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Нечипоренко А.С., Гарюк О.Г., Чмовж В.В. Критерий идентификации фаз носового дыхательного цикла. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2013, № 19(992). С. 106 – 112.
2. Нечипоренко А. С. Технические аспекты риноманометрии. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2013, №4. С. 11–14.
3. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2013, № 2(81). С. 105-109.
4. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Перова И. Г., Гарюк О. Г. Выбор диагностического параметра при выполнении риноманометрических измерений. Научно-виробничий журнал Метрологія та прилади, 2014, № 1(45). С. 66-69.
5. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Прасол И. В., Гарюк О. Г. Неопределённость измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Системи обробки інформації, 2014, № 3(119). С. 112-115.
6. Ерохин А. Л. Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2014, № 4/9(70). С.47-51.
7. Ерохин А.Л., Нечипоренко А. С. Формальные модели дифференциальной диагностики функции носового дыхания. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2014, № 2(83). С. 61–65.
8. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В.В., Гарюк О.Г. Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии. Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Сборник научных трудов. Тематический выпуск: Информатика и моделирование, Харьков: НТУ «ХПИ», 2014, № 62(1104). С.49 – 57.
9. Nechyporenko A.S. Rhinomanometric signal processing for selection of formalized diagnostic criterion in rhinology. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 74, № 14, 2015. P. 1285 – 1294. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i14.50 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
10. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Линник Е. В., Суверов Д. С. Разработка программно-аппаратной системы для исследования функции остиомеатального комплекса. Восточно-европейский журнал передовых технологий, 2015, № 5/9(77). С.47 – 51. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.51217 Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

11. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Линник Е. В. Оценивание результатов расчета коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Системи обробки інформації, 2015, № 11(136). С. 157-160.
12. Yerokhin A., Babii A., Nechyporenko A., Turuta A. A Lars-Based Method of the Construction of a Fuzzy Regression Model for the Selection of Significant Features. Cybernetics and Systems Analysis, 2016, Vol. 52(4). P. 641 – 646. DOI: 10.1007/s10559-016-9867-5 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
13. Doroshenko V.A., Ievleva S. N., Klimova N. P., Nechyporenko A. S., Strelnitsky A. A. Solution to the model problem of excitation of loaded conic slot antenna by method of singular integral equations. Telecommunications and Radio Engineering, Vol 75, № 20, 2016. P. 1799-1812. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v75.i20.10 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).
14. Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Бабий А. С., Турута А. П. Применение глубоких сверточных нейронных сетей для классификации риноманометрических данных. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2016, № 2(87). С. 30 – 34.
15. Chmovzh V.V., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G. System approach to finding hydrodynamic resistance coefficient on a nasal cavity. Computer science, information technology, automation journal, 2016, № 4. P. 8 – 15.
16. Nechyporenko A. S. Method of biomedical time series processing for pathology classification. System technology, 2016, № 5(106). P. 85 – 93.
17. Нечипоренко А. С. Математична модель руху повітряного потоку крізь носову порожнину людини. Системи управління, навігації та зв'язку, 2016, Вип. 3 (39). С. 57 – 61.
18. Nechyporenko A. S. Intelligent decision-support system in rhinology. System technology, 2016, № 6(107). P 133 – 141.
19. Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. Комп'ютерне планування оперативних втручань на основі CFD-аналізу. Научно-технический журнал «Бионика интеллекта», 2017, № 1(88). С. 96 – 100.
20. Nechyporenko A. New Intelligent-based Approach for the Early Detection of Disorders: Use on Rhinological Data. Journal of Graphic, Image and signal processing, 2017, № 8. P. 1 – 8.
21. Нечипоренко А. С. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Системи управління, навігації та зв'язку, 2017, №5. С. 88–94.
22. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б., Спосіб об'єктивної оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107854 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/087 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), публ. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
23. Нечипоренко А.С., Гарюк, О. Г., Чмовж, В. В., Касьяненко, О. Б. Спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання. Патент на винахід № 107855 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) А61В 5/091 (2006.01), пуб. 25.02.2015, Бюл. № 4, Власник ХНУРЕ.
24. Єрохин А.Л., Нечипоренко А.С.Гарюк, О. Г., Турута О.П., Бабий А.С Спосіб оцінювання вентиляційної функції співустя верхньощелепної пазухи. Патент на

корисну модель № 116343 Україна. МПК А61В 5/085 (2006.01) публ. 10.05.2017, Бюл. № 9. Власник ХНУРЕ.

25. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals. Scientific and Technical Conference "Computer Sciences and Information Technologies" (CSIT), Lviv, Ukraine, 2015. P. 129 – 132. DOI:10.1109/STC-CSIT.2015.7325449 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

26. Yerokhin A. Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing. Scientific and Technical Conference "ELNANO", Kyiv, Ukraine 2016. P. 198 – 201. DOI: 10.1109/ELNANO.2016.7493047 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

27. Yerokhin A., Nechyporenko A., Babii A., Turuta O. Processing and analysis of rhinomanometric signals by F-transform approximation. IEEE First International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2016. P. 314 – 317. DOI: 10.1109/DSMP.2016.7583566 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

28. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A., Mahdalina I. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals XIth International Scientific and Technical Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016. P. 70 – 72. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589871 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

29. Yerokhin A., Turuta O., Babii A., Nechyporenko A. Intelligent Information System of Heterogeneous Medical Data Analysis. Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 2017. P. 332 – 335, DOI: 10.1109/STC-CSIT.2017.8098798 (Входить до міжнародної наукометричної бази SCOPUS).

30. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V. V. Usage of hydrodynamic resistance coefficient as a diagnostic parameter in the septoplasty decision-making process. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 345.

31. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Yerokhin A. L. Aerodynamic criteria of ostium of maxillary sinus that functions normally. Proc. 26th Congress of the European Rhinologic Society Stockholm, July 02-08, Vol. 59, 2016. P. 279.

32. Гарюк О. Г., Гарюк Г. Г., Нечипоренко А.С. Объективное состояние функции носового дыхания у больных с храпом и синдромом обструктивного апноэ сна. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, 2016, № 5. С. 20 – 21.

33. Yerokhin A., Nechyporenko A. Decision support system for sleep apnea detection. VIII Міжнародна школа семінар теорія прийняття рішень, Україна, Ужгород, 26 вересня-1 жовтня 2016. С. 26 – 27.

34. Ерохин А., Нечипоренко А., Чмовж А., Гарюк О. Оценивание неопределённости при расчёте коэффициента гидродинамического сопротивления носовой полости. Сборник докладов 25-го Национального научного симпозиума с международным участием "Metrology and Metrology assurance 2015", Созополь, Болгария, 2015. С. 328 – 333.

35. Чмовж В. В., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С. Аэродинамика носовой полости человекаю XX Міжнародна науково-технічна конференція «Гідроаеромеханіка в інженерній практиці», 26-29 травня 2015. С. 70 – 72.
36. Нечипоренко А.С., Ерохин М. А. Опыт применения сети Хопфилда для задач диагностики в ринологии. XXIII Міжнародна науково-практична конференція, Харків, 2015. С. 62.
37. Васянович А.В., Ерохин А. Л., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г., Черненко Т. И. Особенности диагностики остиомеатального комплекса. 5-й международный радиоэлектронный форум «Прикладная электроника. Состояние и перспективы», 14-17 октября 2014. С. 14 – 15.
38. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Нечипоренко А. С., Гарюк О. Г. Особенности измерения дифференциального давления при активной риноманометрии. 6-та Міжнародна науково-технічна конференція «Сенсорна електроніка та мікросистемні технології» (СЕМСТ-6), Україна, Одеса, 29 вересня- 3 жовтня 2014. С. 117.
39. Ерохин А. Л., Захаров И. П., Гарюк О. Г., Климова Е. А. Программно-аппаратный биомедицинский комплекс для измерения дифференциального давления в верхнечелюстной пазухе. Сборник докладов 24-го Национального научного симпозиума с международным участием “Metrology and Metrology assurance 2014”, Созополь, Болгария, 2014. С. 290 – 294.
40. Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Improved method for measuring the differential pressure at the active anterior rhinomanometry. Proc. 25th Congress of the European Rhinologic Society Amsterdam, June 22-26, Vol. 52 (Sup. 25), 2014. P. 277.
41. Гарюк О.Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при острых синуситах. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2013. С. 34 – 35.
42. Нечипоренко А.С., Черненко Т.И. Спектральный анализ риноманометрических данных. Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке: 18-й Международный молодежный форум, 14 – 16 апр., Харьков: ХНУРЭ, 2014. С. 126 – 127.
43. Yerokhin A. L., Nechyporenko A. S., Garyuk O. G., Chmovzh V.V. Software and hardware systems for rhinomanometric research «Optimus». Proceedings of the International Ukrainian-Japanese Conference on Scientific and Industrial Cooperation, 2013. С. 74 – 76.
44. Нечипоренко А. С., Чмовж В. В., Гарюк О. Г. Особенности оценки риноманометрических данных. Проблемы информатики и моделирования: Материалы 13-й международной научно-технической конференции, 23 – 29 сент., Ялта, НТУ «ХПИ», РВУЗ «КГУ». 2013 С. 51.
45. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Особенности идентификации фаз носового дыхательного цикла. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 49 – 50.
46. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Динамика изменения давления воздуха в верхнечелюстной пазухе при дыхании носом в норме. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013. С. 48 – 49.
47. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Реконструкция трёхмерной модели полости носа по томографическим снимкам. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 37 – 38.

48. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Характер седиментации аэрозольных частиц в полости носа *in vitro*. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2012. С. 40 – 41.
49. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Особенности анализа данных ринопневмометрии. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 5, 2012. С. 37 – 38.
50. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю., Новак А. В. Некоторые аэродинамические характеристики полости носа, полученные на трёхмерной стереолитографической модели. Сборник научных трудов украинско-российской конференции «Инновации в диагностике и лечении ЛОР-заболеваний». Харьков, 5 – 6 апреля, 2012. С. 17.
51. Ерохін А.Л., Нечипоренко А. С., Зацеркляний Г. А. CFD-моделювання для оцінювання носового дихання. II Міжнародна науково-технічна конференція «Полиграфічні, мультимедійні та WEB-технології», 16 – 22 мая, Харків: ХНУРЕ, 2017. С. 167 – 170.
52. Гарюк Г. И., Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Меркулов А. Ю. Модель полости носа и околоносовых пазух по данным компьютерно-томографического исследования. Ринологія, № 3, 2012. С. 3 – 7.
53. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Визуализация областей осаждения аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Ринологія, № 4, 2012. С. 46 – 49.
54. Гарюк О. Г., Нечипоренко А.С. Количественная характеристика оседания аэрозольных частиц в полости носа в эксперименте. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 3, 2013, С. 26 – 31.
55. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С. Оптимизация обучения врачей-оториноларингологов на 3D-моделях полости носа и околоносовых пазух. Проблеми безперервної медичної освіти та науки, № 3, 2013. С. 48 – 50.
56. Гарюк О. Г., Нечипоренко А. С., Чмовж В. В. Обоснование разделения носового дыхательного цикла на шесть фаз. Журнал вушних, носових і горлових хвороб, № 6, 2013. С. 59 – 62.
57. Гарюк О. Г., Гарюк Г. И., Меркулов А. Ю., Нечипоренко А. С., Новак А. В. Влияние бугорка перегородки носа на некоторые аэродинамические характеристики. Вестник оториноларингологии, № 3, 2014. С.45 – 48.
58. Гарюк О. Г., Меркулов А. Ю., Новак А. В., Нечипоренко А. С. Поведение давления воздуха в верхнечелюстной пазухе в норме. Международный научно-практический журнал «Ототоларингология. Восточная Европа», Минск, 2013, № 3(12). С. 23 – 27.

АНОТАЦІЯ

Нечипоренко А.С. Моделі, методи та інформаційні технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. – На правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 – інформаційні технології. – Харківський національний університет радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України, Харків, 2017.

Дисертаційну роботу присвячено вирішенню науково-прикладної проблеми створення теоретичних та прикладних основ раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування оперативних втручань.

У першому розділі проведено аналіз існуючих підходів до виявлення розладнань. Показано, що існуючі підходи не дозволяють з достатньою ефективністю виявляти структурні порушення процесів, а також не враховують властивості нестационарності та квазіперіодичності досліджуваних процесів.

У другому розділі запропоновано підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань на основі теоретико-множинної моделі процесів обробки та аналізу гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, яка містить функції інтелектуальної підтримки прийняття рішень та планування оперативних втручань з використанням методів імітаційного моделювання і сукупності математичних моделей та методів на основі обчислювального інтелекту.

Третій розділ присвячено розробці моделі інтегральної ознаки стану нестационарних квазіперіодичних процесів та методу синтезу інтегрального критерію оцінювання структури процесів за допомогою яких реалізовано визначення інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних процесів, які враховують сукупний вплив статичних та динамічних параметрів зовнішнього середовища, а також забезпечують прогнозування розладнань в умовах неповної інформації про стан процесу.

Четвертий розділ присвячено розробці методу екстракції інформативних ознак часових рядів на основі апроксимації часових рядів за допомогою нечіткого перетворення, аналізу часових рядів у спектральній та часовій областях, фрактального аналізу. Результатом імплементації методу є вектор інформативних ознак нестационарних квазіперіодичних часових рядів.

У п'ятому розділі запропоновано метод раннього виявлення розладнань на основі нейронних мереж опорних векторів, який враховує властивість лінійної нероздільності даних та використовує підхід до формування масиву інформативних ознак гетерогенних даних нестационарних квазіперіодичних процесів, що ґрунтується на моделях відбору інформативних ознак за допомогою нечіткої регресії та методу найменших кутів, сукупності моделей обчислювання інформаційної ентропії, екстракції інформативних ознак за допомогою нечіткої апроксимації фазових портретів часових рядів та дозволяє підвищити точність виявлення розладнань. У цьому ж розділі розроблено метод фільтрації аномалій на основі згортальної нейронної мережі глибинного навчання, в якому синтез моделі відбору інформативних ознак реалізується за допомогою перетворення одновимірних масивів часових рядів у двовимірні масиви зображень із застосуванням методики обчислювання оптимального значення роздільної здатності за допомогою ансамбля дерев рішень. Використання методу дозволяє підвищити точність виявлення помилок реєстрації.

Шостий розділ присвячено розробці інформаційних технологій раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах та планування оперативних втручань, які використовують запропоновані у попередніх розділах дисертаційної роботи моделі та методи.

Сьомий розділ присвячено практичній реалізації розроблених інформаційних технологій на найвищому рівні готовності технології TRL-9 згідно методу

оцінювання «Technology readiness levels». Також проведено оцінювання ефективності інформаційної технології раннього виявлення неадитивних розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах на основі нейронних мереж опорних векторів.

Ключові слова: інформаційні технології, раннє виявлення розладнань, нестационарні квазіперіодичні процеси, інтелектуальна система підтримки прийняття рішень, згортальні нейронні мережі глибинного навчання.

АННОТАЦІЯ

Нечипоренко А.С. Модели, методы и информационные технологии раннего выявления разладок в нестационарных квазипериодических процессах. – На правах рукописи. Диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 05.13.06 – информационные технологии. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники Министерства образования и науки Украины, Харьков, 2017.

Диссертационная работа посвящена решению научно-прикладной проблемы создания теоретических и прикладных основ раннего выявления разладок в нестационарных квазипериодических процессах и планирования оперативных вмешательств.

Предложена теоретико-множественная модель процессов обработки и анализа гетерогенных данных нестационарных квазипериодических процессов. Модель содержит функции интеллектуальной поддержки принятия решений и планирования вмешательств на основе численного моделирования. Разработана модель интегрального показателя состояния нестационарных квазипериодических процессов и метод синтеза интегрального критерия оценки структуры процессов с помощью которых реализовано определение информативных признаков нестационарных квазипериодических процессов. Данные показатели учитывают совокупное влияние статических и динамических параметров внешней среды, а также обеспечивают прогнозирование разладок в условиях неполной информации о состоянии процесса. Разработан метод раннего выявления разладок на основе нейронных сетей опорных векторов. Метод учитывает свойство линейной неразделимости данных и реализует подход к формированию массива информативных признаков гетерогенных данных нестационарных квазипериодических процессов, основанный на моделях отбора информативных признаков с помощью нечеткой регрессии и метода наименьших углов, совокупности моделей вычисления информационной энтропии, экстракции информативных признаков с помощью нечеткой аппроксимации фазовых портретов временных рядов. Метод позволяет повысить точность обнаружения разладок.

Разработан метод фильтрации аномалий на основе конволюционной нейронной сети глубокого обучения, в котором синтез модели отбора информативных признаков реализуется с помощью преобразования одномерных массивов временных рядов в двумерные массивы изображений с вычислением оптимального значения величины разрешающей способности с помощью ансамбля деревьев решений. Использование метода позволяет повысить точность обнаружения ошибок регистрации.

Ключевые слова: информационные технологии, раннее выявление разладок, нестационарные квазипериодические процессы, интеллектуальная система поддержки принятия решений, сверточные нейронные сети глубокого обучения.

ABSTRACT

Nechyporenko A.S. Models, methods and information technologies for the early detection of disorders in non-stationary quasiperiodic processes. – Qualifying scientific work as a manuscript.

A thesis for obtaining the doctoral degree in technical sciences in the specialty 05.13.06 "Information Technologies". – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2017.

The thesis is devoted to the solution of the scientific and applied problem of creation of theoretical and applied bases of early detection of nonadditive disorders in non-stationary quasiperiodic processes.

A set-theoretic model of the processes for processing and analysis of heterogeneous data of nonstationary quasiperiodic processes is proposed. The model contains the functions of intellectual decision-making support and intervention planning based on numerical simulation. A model of the integral index of the state of nonstationary quasiperiodic processes and the method for synthesizing an integral criterion for estimating the structure of processes are developed. Model and method realize the definition of informative features of nonstationary quasiperiodic processes. These informative features take into account the cumulative effect of static and dynamic parameters of the environment, and provide prediction of the disorders in conditions of incomplete information on the state of the processes as well. The method for early detection of disorders based on neural networks of support vectors was developed. The method takes into account the property of linear inseparability of data and implements an approach to the formation of an array of informative features of heterogeneous data of nonstationary quasiperiodic processes. The approach is based on models of selection of informative features using fuzzy regression and the method of least angles, a set of models for calculating information entropy, extraction of informative features with the help of fuzzy approximation of phase portraits of time series. The method allows us to increase the accuracy of the detection of faults.

The method for filtering anomalies on the basis of a deep convolutional neural network is developed. The synthesis of the selection model of informative features is realized by converting one-dimensional arrays of time series into two-dimensional arrays of images with the calculation of the optimal value of the resolving power with the help of an ensemble of decision trees. The method allows us to increase the accuracy of detection of registration errors.

Key words: information technologies, early detection of faults, nonstationary quasiperiodic processes, intelligent decision support system, deep convolutional neural networks.