

УДК 004.89

А.С. Нечипоренко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків

## ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ РОЗЛАДНАНЬ В НЕСТАЦІОНАРНИХ КВАЗІПЕРІОДИЧНИХ ПРОЦЕСАХ

*Розглянуто проблему раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах. Показано, що використання комплексу моделей та методів аналізу часових рядів, методів обчислювального інтелекту та математичної фізики дозволить значно підвищити якість процесу виявлення розладнань. Запропоновано метод побудови інформаційної технології предметної області та розроблено інформаційну технологію на його основі.*

**Ключові слова:** інформаційна технологія, раннє виявлення розладнань, нестационарні квазіперіодичні процеси, екстракція інформативних ознак.

### Вступ

Розладнання це змінення властивостей об'єкту, що характеризують його стан, яке унеможливорює виконання його цільової функції. Проблема раннього виявлення розладнань зустрічається у задачах медичної діагностики, екологічного моніторингу, задачах контролю та діагностики складних технічних об'єктів, проектування систем керування та ін. У загальному сенсі, складний об'єкт це багатопараметрова система, стан і динаміка якої описуються набором різномірних інформаційних сигналів для аналізу яких потрібен комплекс математичних методів. Складний об'єкт, що досліджується являє собою канал нерегулярної форми та потокові процеси, дослідження яких дозволяє визначити стан об'єкта, а саме визначити наявність чи відсутність розладнань. Канали нерегулярної форми зустрічаються як у технічних системах галузей металургії, паливно-енергетичного комплексу, наприклад різноманітні гідравлічні системи літальних апаратів, трубопроводів тощо, так і у біологічних системах, наприклад системи гемодинаміки та дихання. Математичний апарат, що застосовується для дослідження поточкових процесів у таких системах базується на рівняннях математичної фізики.

Відповідно до аналізу літературних джерел [1], визначення стану об'єкту для задач виявлення розладнань базується на аналізі сигналів різної природи, таких, як радіолокаційні сигнали, біомедичні сигнали, вібросигнали. Дуже часто вони мають властивості нестационарних квазіперіодичних процесів [2, 3]. Таким чином, виявлення розладнань можна інтерпретувати як визначення змін властивостей нестационарних квазіперіодичних сигналів.

Методи виявлення розладнань в адаптивних системах керування детально розглянуто у [1, 4, 5, 6], системах екологічного моніторингу у [7], у медичній діагностиці [8, 9].

Найбільш широкого розповсюдження набули статистичні методи, які засновані на контролі фазових координат об'єкту та методи теорії статистич-

них рішень і аналізу часових рядів [1]. Недоліками такого підходу є необхідність використання статистичної апостеріорної інформації, орієнтація на лінійні об'єкти, які не зустрічаються у реальних системах та неможливість застосування у випадках, коли об'єкти характеризуються сукупністю параметрів, що перетинаються. Дана група методів також не є вибором для аналізу нестационарних сигналів. Особливу значимість вищезгадані недоліки мають для систем медичної діагностики. Для виявлення розладнань в нестационарних стохастичних сигналах у роботі [10] запропоновано підхід, який використовує моделі ARIMA, FARIMA, перетворення Гільберта-Хуанга та вейвлет аналіз. Проте велика кількість процесів, незалежно від їх фізичної природи має флуктуаційні особливості, які пов'язані з хаотичною динамікою досліджуваних об'єктів.

Особливої уваги у процесі виявлення розладнань заслуговують методи обчислювального інтелекту. У роботах [11, 12] висвітлюється застосування даного підходу для задач медичної і технічної [13] діагностики. Проте такі недоліки як нівелювання фізичних властивостей показників та недостатня інтерпретація результатів стають на заваді впровадження методів обчислювального інтелекту наприклад у клінічну практику.

Застосування інформаційних технологій у таких галузях як медицина, вимагає розроблення нових підходів до задач виявлення розладнань, що базуються на вдосконаленні математичних моделей досліджуваних об'єктів та розробці технічного та інформаційного забезпечення процесів виявлення розладнань. Також треба зазначити, що раннє виявлення розладнань дозволяє запобігти подальшим ускладнень, які пов'язані зі значними фінансовими та часовими затратами.

Метою даного дослідження є розробка підходу до підвищення якості раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, у рамках якого буде створено відповідну інформаційну технологію.

## Нестационарні квазіперіодичні процеси та їх властивості

У даному розділі розглянемо основні підходи до визначення стаціонарності та квазіперіодичності сигналів.

Основною умовою стаціонарності випадкового процесу згідно з теоремою Хінчина [14] є рівняння залежності кореляційної функції тільки від різниці моментів часу  $\tau = t_2 - t_1$ . Тобто значення кореляції не залежить від вибору початку відліку, а залежить тільки від величини тимчасового зсуву. Перевірка гіпотези стаціонарності здійснюється шляхом обчислення кореляційної функції при послідовному виборі рівних проміжків сигналу. Для стаціонарного процесу коефіцієнти кореляції обраних проміжків, що належать одному сигналу, повинні бути однорідними. Перевірка однорідності може бути реалізована згідно з [10], шляхом аналізу потрапляння коефіцієнтів кореляції кожної пари проміжків у межі довірчого інтервалу  $r \pm 2\sigma$  з теоретичною ймовірністю  $P = 0,95$ . Якщо емпірична ймовірність для всіх коефіцієнтів кореляції залишається менше теоретичної, гіпотеза стаціонарності випадкового процесу приймається. Далі проводиться перевірка гіпотези про розподіл випадкової компоненти за нормальним законом за допомогою тестів  $\chi^2$ , Яркі-Бера та ін. [15].

Часовий ряд є стаціонарним, якщо його статистичні характеристики не залежать від часу, тобто залишаються незмінними через часові проміжки, у протилежному випадку ряд є нестационарним.

Процедура перевірки часових рядів на стаціонарність містить послідовність тестів, метою яких є виявлення «одиночного корня». Найбільш розповсюдженим є тест Дікі-Фулера [16]. Часовий ряд має одиничний корінь, або порядок інтеграції один, якщо його перші різниці утворюють стаціонарний ряд. За допомогою цього тесту перевіряють значення коефіцієнта  $\rho$  авторегресійної моделі першого порядку:

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

де  $y_t$  - часовий ряд,  $\varepsilon_t$  - помилка. Якщо  $\rho = 1$ , процес має одиничний корінь, ряд є нестационарним. Деталі тесту викладено у [16].

Перейдемо до визначення квазіперіодичності досліджуваних процесів. Сигнали, що досліджуються являють собою квазіперіодичний процес:

$$T_i = T_{i-1} + \varepsilon \quad (2)$$

де  $T_i$ ,  $T_{i-1}$  - тривалості поточного і попереднього ділянок сигналу що повторюються відповідно;  $\varepsilon$  - деяка випадкова величина, що характеризує відмінність тривалості поточного і попереднього періодів.

Квазіперіодичні процеси є окремим випадком майже періодичних функцій [17] та визначаються тією властивістю, що вони можуть бути рівномірно наближені на всій дійсній осі за допомогою узагаль-

нених тригонометричних поліномів вигляду:

$$\sum_{n_1 n_2 \dots n_k} a_{n_1 n_2 \dots n_k} e^{i(n_1 \alpha_1 + n_2 \alpha_2 + \dots + n_k \alpha_k) x}, \quad (3)$$

де  $n_1 n_2 \dots n_k$  будь-які числа,  $\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_k$  - задані дійсні числа. Згідно дослідженням П. Боля [17] є набір необхідних та достатніх умов квазіперіодичності функції. Буді-яка функція виду:

$$f(x) = f_1(x) + f_2(x) + \dots + f_k(x), \quad (4)$$

де кожна з функцій  $f_1(x), \dots, f_k(x)$  неперервна і періодична, при цьому їх періоди можуть різнитися, є квазіперіодичною.

На рис. 1–3 наведено приклади нестационарних квазіперіодичних сигналів предметної області, на яких апробовано розроблену інформаційну технологію.

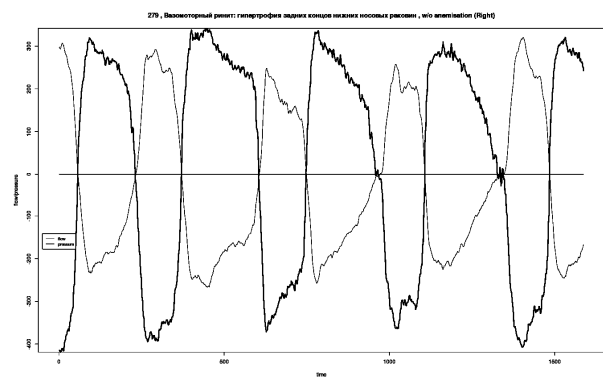


Рис. 1. Сигнали витрати повітряного потоку та диференційного тиску

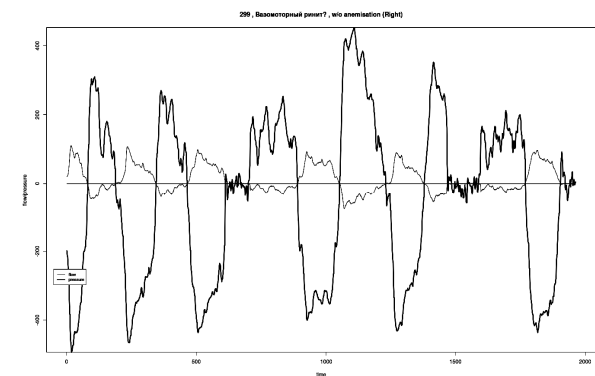


Рис. 2. Сигнали витрати повітряного потоку та диференційного тиску

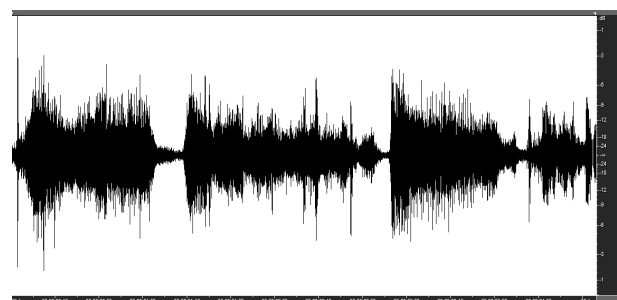


Рис. 3. Акустичний сигнал дихання

У якості моделі досліджуваних процесів обрано авторегресійну модель [18], ефективність якої доведено на практиці [19, 20]. Результати моделювання є сукупністю інформативних ознак як складової вихідної вибірки даних для алгоритмів класифікації. Результати класифікації використовуються при прийнятті рішення про наявність розладнання.

### Підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань

Існуючі моделі та методи раннього виявлення розладнань ґрунтуються на використанні математичного апарату статистичного, кореляційного та спектрального аналізу, які у багатьох випадках не є прийнятними для аналізу нестационарних квазіперіодичних процесів. До того ж процедура раннього виявлення розладнань повинна реалізуватися автоматично у режимі реального часу. Тому з одного боку основними вимогами до розв'язання такої задачі є використання методів з низькою обчислювальною складністю, робастністю та достатньою завадостійкістю, а з іншого – висока точність, як основа прийняття рішення про розладнання.

При розробленні даного підходу автором детально проаналізовано концепції технічного [21] та медичного діагностування [22], аспекти яких лягли в основу підходу що пропонується. Концепція технічного діагностування стосовно задачі побудови автоматизованої системи ґрунтується на трьох групах методів: методи вимірювання параметрів стану об'єкта діагностування, методи зменшення розмірності даних, методи прийняття діагностичних рішень. До першої групи методів відносять методи неруйнівного контролю, до другої – методи «feature extraction» для екстракції та конструювання інформативних ознак і «feature selection» - для відбору найбільш інформативних ознак, до третьої – сукупність методів теорії прийняття рішень, обчислювального інтелекту, методи на основі фізичних моделей.

Можна розвинути даний підхід для систем, де об'єктом дослідження є біологічний об'єкт. У такому випадку до першої групи методів віднесемо методи клініко-інструментальних досліджень, результатом застосування яких є параметри, що характеризують стан об'єкту, а до третьої доцільно додати групу методів математичної фізики. Це дозволить отримати додаткові діагностичні параметри, які можуть бути як результатом імітаційного моделювання, так і розрахунку інтегральних показників із застосування математичного апарату гідродинаміки тощо. При цьому об'єктом діагностування можуть бути будь-які канали нерегулярної форми.

Враховуючи вищезазначене, автором розроблено підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань, схему якого наведено на рис. 4.



Рис. 4. Підхід до підвищення якості раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах

Підхід ґрунтується на трьох напрямках: інформаційному та технічному забезпеченні і вдосконаленні математичного апарату, який використовується для підтримки прийняття рішень про наявність розладнання. У свою чергу математичні моделі та методи є предметом обробки даних, результатом якої є інформація. Використовуючи вдосконалений математичний апарат розроблюється інформаційна технологія предметної області, на базі якої створюється інформаційна система.

Технічне забезпечення реалізується шляхом розробки програмно-апаратних комплексів, де реалізуються математичні моделі і методи прийняття рішень та розроблені інформаційні технології.

### Метод побудови інформаційної технології раннього виявлення розладнань

У якості відповідного методичного забезпечення процесу синтезу ринологічної інформаційної системи автором пропонується метод побудови інформаційної технології раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах, який складається з наступних етапів:

*Етап 1.* Розробка моделі інформаційної технології визначення розладнань складного об'єкту.

Модель інформаційної технології, що розробляється являє собою сукупність взаємопов'язаних між собою об'єктів і процесів, в яких ці об'єкти тим чи іншим чином беруть участь. Об'єктами в даному випадку є структура даних (SD) і комплекс математичних моделей і методів (СММ), процесами - безліч інформаційних процесів, описані вище (SIP), і їх взаємодія між собою (ISIP). В такому випадку інформаційна технологія може бути представлена так:

$$IT = \langle SD, CMM, SIP, ISIP \rangle. \quad (5)$$

*Етап 2.* Формування структури підсистеми інтелектуальної підтримки рішень ринологічної інформаційної системи згідно з:

$$DM = \langle DSM, KB, DB, MB, AB, DR \rangle, \quad (6)$$

де DSM - модель опису розладнання, KB, DB - бази знань та даних відповідно, MB - сукупність математичних моделей, що забезпечують процес прийняття рішень, AB - база алгоритмів, DR - вирішальне правило для вибору методу прийняття рішень.

База алгоритмів формалізується за допомогою виразу:

$$AB = \langle ATSP, AC, AHRC, ACTP, AGVC \rangle, \quad (7)$$

де ATSP - алгоритми обробки часових рядів, AC - алгоритми класифікації, AHRC - розрахунок гідродинамічних характеристик, ACTP - алгоритми постобробки СТ-ображень, AGVC - алгоритми генерації і верифікації заключень.

*Етап 3.* Розробка інтелектуального інтерфейсу що повинен забезпечувати взаємодію множини входів мікросервісів для забезпечення завдання збору гетерогенних даних, містити сукупність моделей та методів інтерпретації рішень та графічний інтерфейс користувача.

*Етап 4.* Формування бази даних та бази знань.

Структура даних визначає інформаційний комплекс – базу даних інформативних параметрів складного об'єкту та базу знань для забезпечення розпізнавання розладнань. 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 онтологічну модель та використовує семантичні зв'язки між об'єктами та процесами визначення розладнань. Мета-модель DMN - це стандарт, що забезпечує семантичний підхід підтримки прийняття рішень у бізнес-процесах.

База даних містить експертні описи, анонізовані СТ-зображення, анотовані реконструкції які буде отримано з 3D моделей у форматі \*STL, документування реальних випадків, багатомірні часові ряди CFD моделювання, часові ряди риноманометричних вимірювань, гідродинамічні характеристики 3D моделей.

*Етап 5.* Формування комплексу математичних моделей. Комплекс математичних моделей повинен містити моделі описів розладнань, модель оцінювання якості визначення розладнань та сукупність моделей та методів екстракції і селекції інформативних параметрів об'єкту, моделі, що забезпечують процес прийняття рішень при визначенні розладнань складного об'єкту.

Розроблена база моделей складається із сукупності математичних моделей інтелектуального аналізу даних, аналізу часових рядів, моделей гідромеханіки, класифікації для підтримки процесу прийняття рішень про визначення розладнань.

Задача структурно-параметричного синтезу моделі виявлення розладнань на основі вирішення завдання класифікації у загальному випадку може бути формалізована наступним чином. Нехай задана навчальна вибірка прецедентів  $\langle x, y \rangle$ , де  $x = \{x^s\}$ ,  $x^s = \{x^s_j\}$ ,  $y = \{y^s_i\}$ ,  $s = 1, 2, \dots, S$ ,  $j = 1, 2, \dots, N$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_M$ ,  $x^s$  – s-екземпляр вибірки,  $x^s_j$  – значення j-ї ознаки вхідної вибірки, що характеризує екземпляр  $x^s$ , S – кількість екземплярів вибірки, N – кількість вхідних ознак,  $N_M$  – кількість вихідних ознак, y – набір значень вихідної ознаки, які зіставлено екземплярам вибірки,  $y^s_i$  – значення i- вихідної ознаки зіставлене s-му екземпляру вибірки, на основі якої синтезовано модель виявлення розладнань. Оскільки моделі виявлення розладнань базується на завданні класифікації,  $y^s \in \{q\}$ ,  $q = 1, 2, \dots, K$ , K – кількість класів (у даному випадку K=2),  $S^q$  – кількість екземплярів вибірки, що належать до q-го класу. Задача синтезу моделі виявлення розладнань залежності  $y(x)$  за навчальною вибіркою  $\langle x, y \rangle$  на основі класифікатора можна представити у вигляді:

$$\langle F, \{y^n(x^n)\} \rangle, \quad (8)$$

де F - функція ядра класифікатора для випадку лінійно нероздільних даних,  $x^n$  - набір вхідних даних,  $y^n$  - значення вихідних ознак.

Треба зазначити, що для екстракції ознак, що характеризують нестационарні квазіперіодичні процеси також доцільно застосовувати методи цифрової обробки сигналів, особливості імплементації яких викладено у роботах [23].

Задачу селекції інформативних ознак об'єкту можна формалізувати як задачу вилучення сукупності ознак  $\langle x, y \rangle$  об'ємом S з вихідної вибірки  $\langle X, Y \rangle$  об'ємом  $S^*$  таку, що

$$\langle x, y \rangle \in \langle X, Y \rangle, S, S^*, \quad (9)$$

$$|Q_{\hat{a}}(\langle x, y \rangle) - Q_{\hat{a}}(\langle X, Y \rangle)| > \varepsilon$$

де  $Q_{\hat{a}}$  - функціонал якості вибірки,  $\varepsilon$  - 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  $Q_1(f(w, x))$ . У якості критерію оптимальності даної моделі зазвичай використовують квадратичний критерій:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S (y^s - f(x^s))^2 \rightarrow \min. \quad (10)$$

*Етап 6.* Формування комплексу інформаційних процесів. Комплекс інформаційних процесів повинен складатися з процесів попередньої обробки даних, інформаційних процесів екстракції значимих параметрів, інформаційних процесів класифікації розладнань, допоміжних інформаційних процесів.

Згідно із запропонованим методом, розроблено інформаційну технологію раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

## Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань

Інформаційна технологія що розроблюється використовує основні аспекти запропонованого підходу та складається з п'яти процесів: збору даних, попередньої обробки даних для виявлення помилкових вимірювань, методів раннього виявлення розладнань та раннього виявлення структурних розладнань, процесу прийняття рішення і збереження результатів. Реєстрація та обробка даних вимірювань здійснюється у режимі реального часу на базі програмно-апаратного комплексу «Optimus», свідоцтво державної реєстрації № 14777/2015 від 12.06.2015 р.

Попередню обробку даних з метою виявлення та вилучення помилкових вимірювань реалізовано на базі глибоких конволюційних мереж (Deep Convolutional Network) і детально розглянуто у [24]. Метод раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах базується на методології навчання за прецедентами, принцип дії якої базується на використанні оптимальної гіперплощини, що розділює [25]. Таким чином вирішується завдання класифікації, за результатами якого визначається розладнання. Метод складається з етапів формування вибірок часових рядів, побудови фазових портретів, конструювання вихідного масиву в значущих ознак для алгоритму класифікації за

допомогою методу нечіткої апроксимації І. Перфільєвої [26], процедури класифікації. Деталі методу викладено в [27].

Метод раннього виявлення структурних розладнань дозволяє на ранньому етапі виявити складно-диференційовані розладнання які пов'язані з порушеннями структури досліджуваного об'єкту. Це дозволяє суттєво скоротити час визначення та фінансові витрати медичних страхових компаній. Схему методу наведено на рис. 5.

Метод містить наступні етапи: формування вихідного масиву даних, який складається з вибірок часових рядів та даних експертного оцінювання, попередньої обробки, екстракції інформативних ознак, формування множини інформативних ознак згідно виразу (9) та процедури класифікації для випадку лінійної нероздільності даних. У такому випадку завдання побудови гіперплощини, що розділяє трансформується у двоїсту задачу пошуку сідлової точки функції Лагранжа та зводиться до завдання квадратичного програмування, що містить тільки двоїсті змінні. Екстракція інформативних ознак часових рядів нестационарних квазіперіодичних процесів здійснюється за допомогою статистичних, спектральних методів та методів фрактального аналізу. Деталі методу розглянуто у роботах [24, 27].

При формуванні результатів для оцінки точності прийнятих рішень доцільно використовувати оцінювання аналітичної неоднозначності. Аналітична неоднозначність складається з інструментальної та операторної неоднозначності для оцінювання яких потрібно проводити розрахунок невизначеності.

Розроблену інформаційну технологію наведено на рис. 6.

## Висновки

В даній роботі проведено аналіз існуючих підходів до виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах.

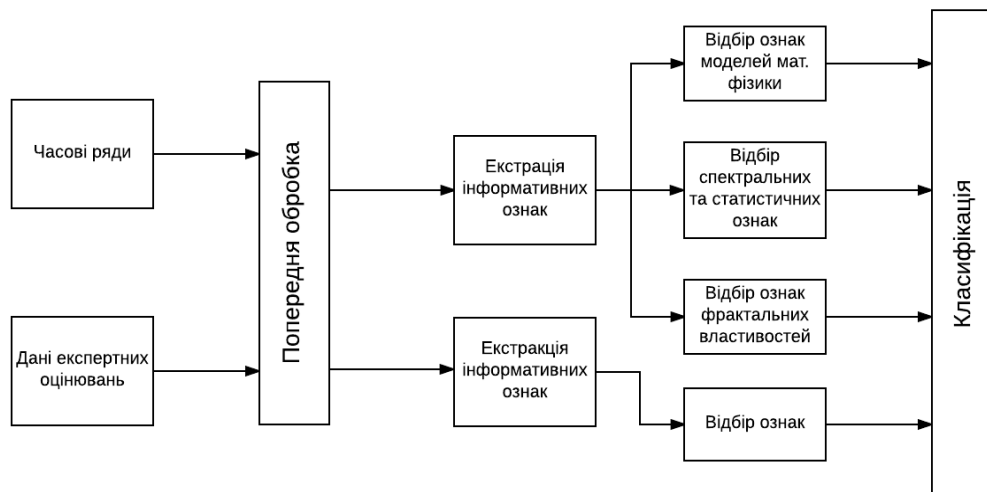


Рис. 5. Структурна схема методу раннього виявлення структурних розладнань

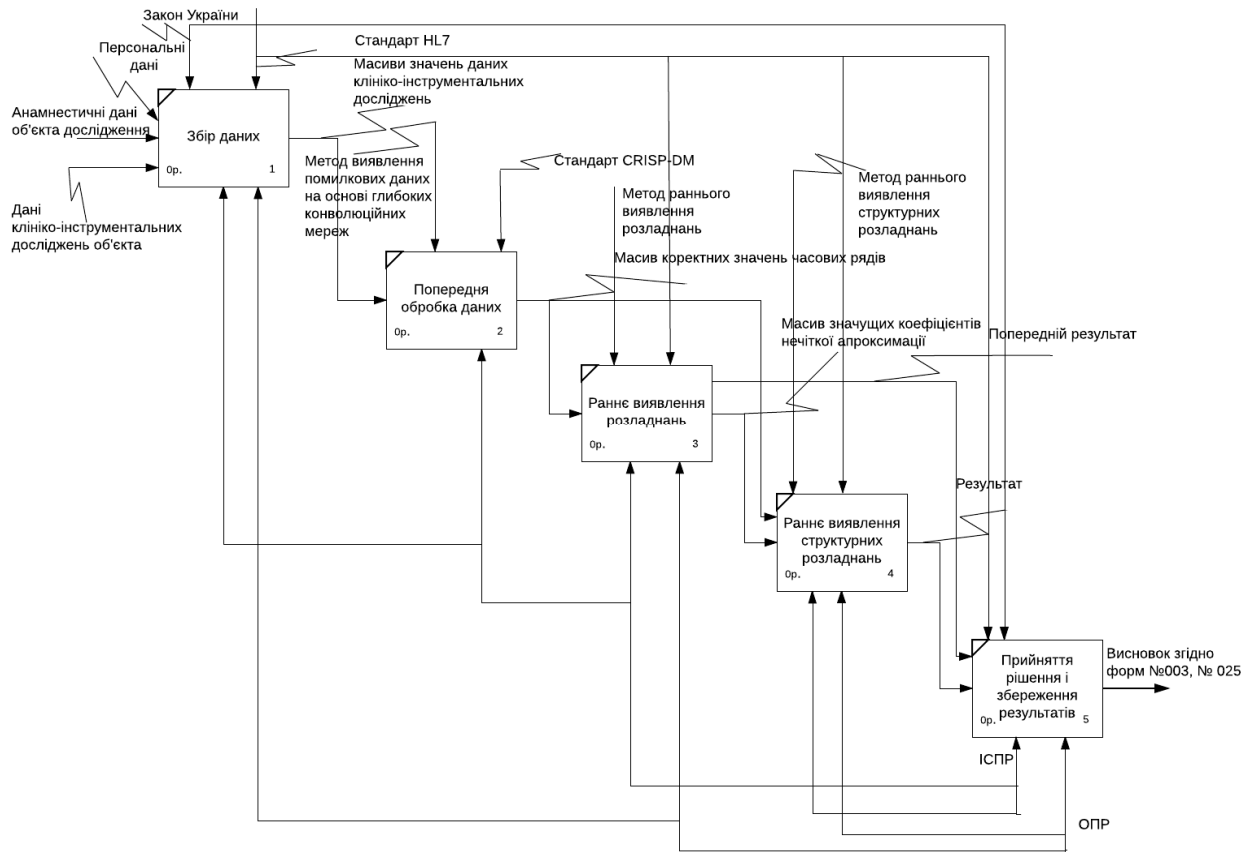


Рис. 6. Інформаційна технологія раннього виявлення розладнань в нестационарних квазіперіодичних процесах

В результаті дослідження запропоновано підхід до підвищення якості виявлення розладнань, який ґрунтується на розробленні інформаційного та технічного забезпечення та вдосконаленні математичного апарату. Показано, що використання комплексу моделей та методів аналізу часових рядів, методів обчислювального інтелекту та методів математичної фізики дозволить значно підвищити якість рішень що приймаються з метою раннього виявлення розладнань. Методи аналізу часових рядів у свою чергу теж є сукупністю статистичних, варіаційних, спектральних, кореляційних методів та методів нелінійної динаміки. Такий вибір обумовлено наявністю хаотичних властивостей нестационарних квазіперіодичних послідовностей, які характеризують стан об'єкта, що досліджується. Використання методів обчислювального інтелекту дозволяє аналізувати гетерогенні дані об'єкту у режимі реального часу. Методи математичної фізики є інструментом екстракції додаткової значущої інформації про стан об'єкту, що дозволяє підвищити точність виявлення розладнань. Таким чином, запропонована комбінація методів дозволяє підвищити рівень інтерпретації результатів за рахунок наявності значущих факторів, фізичний сенс яких не губиться.

Використовуючи запропонований підхід до підвищення якості виявлення розладнань та метод побудови технології, розроблено інформаційну тех-

нологію раннього виявлення розладнань, на базі якої створено інформаційну систему яка є інтелектуальною програмно-апаратною системою. Впровадження даної системи у клінічну практику дозволило підвищити ефективність раннього виявлення розладнань на 3,7 %, що за дворічний період дало суттєвий економічний ефект.

## Список літератури

1. Бодянский С.В., Адаптивное выявление разладнань за допомогою штучних нейронних мереж / С.В. Бодянский, О.І. Михальов, І.П. Плісс – Монографія, Д.: Системні технології, 2000. – 140 с.
2. Пащенко Р.Э. Основы теории формирования фрактальных сигналов / Р.Э. Пащенко, - Харьков, ХОО «НЭО «Экоперспектива»» – 2005. – 296 с.
3. Bogunovic N., A. Jovic, Biomedical nonlinear signals by data mining methods / N. Bogunovic, A. Jovic // Proceedings of 17<sup>th</sup> Conference on Systems, Signals and Image Processing IWSSIP, pp. 276-280, 2010.
4. Chow E.Y., Issues in the development of a general design algorithm for reliable failure detection / E.Y. Chow, A.S. Willsky // Proc. 19-th IEEE Conf. Decis. and Contr.-Albuquerque, 1980.- pp.1006-1012.
5. Montgomery D.C., Forecasting and Time Series Analysis / D.C. Montgomery, L.A. Johnson, J.S. Gardiner.- N.Y.:Mc Graw-Hill, 1990-394р..
6. Бодянский Е.В. Адаптивная фильтрация многомерных нестационарных последовательностей / Е.В. Бодянский Е.В., И.П. Плисс //Тез.докл.конф. "Методы и микрoэлектронные средства преобразования и обработки сигналов" - Т.1.-Пуза, 1989.-С.227-229.

7. Заболотный С.В. Полиномиальные алгоритмы апостериорного оценивания момента разладки дисперсии негауссовских случайных последовательностей / С.В. Заболотный, С.В. Салыта, Ю.Ю. Плаксенов // Информационно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2013. – № 5, С. 62–67.

8. Peng C.K., Adaptive data analysis of complex fluctuations in physiologic time series / C.K. Peng, M. Costa, A.L. Goldberg *Adv Adapt Data Anal.* 2009 Jan 1; no 1(1), pp. 61–70.

9. Fainzilberg L.S. Computer analysis and recognition of cognitive space electro-cardio graphic image / L.S. Fainzilberg, T.P. Potapova, *Proc. of the 6<sup>th</sup> Intern. Conf. on Computer analysis of Images and Patterns (CAIP'95) Prague*, pp. 668–673, 1995.

10. Сухомлин Р.А. Математическое и информационное обеспечение процессов выявления разладок в технических системах / Р.А. Сухомлин // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук, 157 с., 2015.

11. Costa M. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series / M. Costa, A.L. Goldberg, C.K. Peng // *Phys., Rev., Lett*, no. 2, p. 89, 2002.

12. Bron E.E., Feature Selection Based on the SVM Weight Vector for Classification of Dementia, *IEEE Journal of biomedical and health informatics* // E. E. Bron, M. Smits, W. J. Niessen, and S. Klein, Vol. 19, No. 5, pp. 1617–1626, 2015.

13. Урма А. Learning methods for machine vibration analysis and health monitoring: proefschrift...doctor / Урма А. – Delft: Technische Universiteit Delft, 2001. – 223 p.

14. Хинчин А.Я. Теория корреляции стационарных стохастических процессов: пер. с нем. // Успехи математических наук. 1938. Вып. 5. – С. 42–51.

15. Jarque C. M., Test for Normality of Observations and Regression Residuals / C.M. Jarqu and A. K. Bera // *International Statistical Review*. Vol. 55, No. 2, 1987, – P. 163–172.

16. Dickey D.A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root / D.A. Dickey D.A. and W.A. Fuller // *Journal of the American Statistical Association*. – 74. – 1979. – p. 427–431.

17. Левитан Б. М., Почти-периодические функции, М., 1953, 396 с.

18. Marpl S.L. Digital spectral analysis with applications / S.L. Marpl // Prentice Hall, New-Jersey, 571 p, 1990.

19. Нечипоренко А.С. Особенности применения спектрального анализа для объективной оценки носового

дыхания / А.С. Нечипоренко // Бионика интеллекта. – 2013. – № 2(81), С. 64–68.

20. Ерохин А. Л. Объективное оценивание функции носового дыхания по риноманометрическим данным / А. Л. Ерохин, И. П. Захаров, А. С. Нечипоренко, О. Г. Гарюк // *Восточно-европейский журнал передовых технологий* № 4/9(70), 2014, С. 47–50.

21. Субботин С.А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов / С.А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е.А. Гофман, С.А. Зайцев, Ал. А. Олейник // Монография под ред. Субботина С.А., - Харьков, «Смит», 2012. – 318 с.

22. Висоцька О.В. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при здійсненні діагностично-лікувальних процесів / О.В. Висоцька, Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук, 2015, - 362 с.

23. Yerokhin A., Usage of F-transform to finding informative parameters of rhinomanometric signals / A. Yerokhin, A. Nechyporenko, A. Babii, A. Turuta // *Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine, 14-17 September*, pp. 129–132, 2015.

24. Yerokhin A., A New Intelligence-Based Approach for Rhinomanometric Data Processing / A. Yerokhin, A. Nechyporenko, A. Babii, A. Turuta // *Proc. of IEEE 36th International Conference on "Electronics and nanotechnology"*, pp. 198–201, 2016.

25. Cortes C. Support-vector networks / C. Cortes and V. Vapnik, *Machine Learning*, Vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.

26. Perfilieva I. Fuzzy transformation and its applications / I. Perfilieva and E. Chaldeeva // *4th Czech - Japan Seminar on Data Analysis and Decision Making under Uncertainty*, pp. 116–124, 2001.

27. Yerokhin A., Usage of Phase Space Diagram to Finding Significant Features of Rhinomanometric Signals / A. Yerokhin, A. Nechyporenko, A. Babii, A. Turuta, I. Mahdalina // *Proc. of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, Lviv, Ukraine*, pp. 70–73, 2016.

Надійшла до редколегії 12.07.2017

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. А.Л. Єрохін, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків.

## ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ РАЗЛАДК В НЕСТАЦИОНАРНЫХ КВАЗИПЕРИОДИЧЕСКИХ ПРОЦЕССАХ

А.С. Нечипоренко

Рассмотрены вопросы раннего выявления разладок нестационарных квазипериодических процессов. Пока-зано, что использование комплекса моделей и методов анализа временных рядов, методов вычислительного интеллекта и математической физики позволяет повысить эффективность процесса выявления разладок, сократить временные и финансовые затраты. Предложен метод построения информационной технологии предметной области, на основе которого разработана информационная технология.

**Ключевые слова:** информационная технология, раннее обнаружение разладок, нестационарные квазипериодические процессы, экстракция информативных признаков.

## INFORMATION TECHNOLOGY OF EARLY DETECTION OF DISORDERS IN NONSTATIONARY QUASI-PERIODICAL PROCESSES

A.S. Nechyporenko

In the current research, the new approach for the early detection of disorders in nonstationary and quasi-periodical processes is proposed. The approach is based on complex of mathematical methods of time series analysis, computational intelligence methods and mathematical physics. The information technology of the early detection of disorders is developed. This allows improving a process of diagnosing in technical and medical systems.

**Keywords:** information technology, early detection of disorders, nonstationary and quasi-periodical processes, feature extraction.