

ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

*Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису*

ФЕДОРОВА ГАННА МИКОЛАЇВНА

УДК 004.942

ДИСЕРТАЦІЯ

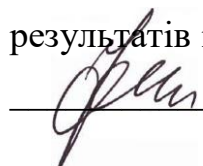
**МЕТОД ТА ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ
ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ
ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ**

Спеціальність: 121 Інженерія програмного забезпечення

Галузь знань: 12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

 Г. М. Федорова

Науковий керівник – Фомін О. О. доктор технічних наук, доцент

Одеса – 2020

АНОТАЦІЯ

Федорова Г.М. Метод та засоби інформаційної технології ідентифікації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 121 Інженерія програмного забезпечення. – Одеський національний політехнічний університет Міністерства освіти і науки України, Одеса, 2020.

Дисертацію присвячено вирішенню актуальної науково-технічної задачі, що полягає у створенні методу ідентифікації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату (ОРА) людини та його реалізації у вигляді інформаційної технології моделювання як складової частини інформаційної системи.

Актуальність теми дисертаційного дослідження обумовлено існуючим протиріччям між підвищенням вимог щодо точності моделей опису ОРА, з одного боку, та підвищенням швидкодії процедури ідентифікації — з іншого боку. Це протиріччя розв’язано шляхом застосування методу непараметричної динамічної ідентифікації моделей ОРА у вигляді інтегростепеневих рядів Вольтерри з використанням багатовимірних вагових функцій (БВФ) та багатовимірних перехідних функцій (БПФ), що дозволяє одночасно врахувати нелінійні та динамічні властивості ОРА, а також зменшити обсяг обчислень при реалізації відповідних моделей ОРА.

Метою роботи є підвищення точності та швидкості при реалізації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату у вигляді інтегростепеневих рядів Вольтерри шляхом розробки ефективного методу ідентифікації цих моделей та реалізації запропонованого методу як інформаційної технології моделювання, що є складовою частиною інформаційної системи.

Для досягнення мети дослідження поставлено і розв'язано такі **задачі**:

- здійснити аналіз існуючих методів ідентифікації неперервних нелінійних динамічних об'єктів і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо побудови інтегральних непараметричних динамічних моделей на основі БВФ та БПФ для опису ОРА людини;
- здійснити аналіз сучасного стану методів редукції інформаційних моделей і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо зниження розмірності моделей на основі кореляційних методів фільтрації;
- розробити метод непараметричної ідентифікації ОРА на основі БПФ за результатами даних активного експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових поліімпульсних і багатоступінчастих сигналів із забезпеченням прийнятної точності моделей;
- розробити інформаційну технологію ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів, що ґрунтується на описі ОРА на основі непараметричних динамічних моделей у вигляді БВФ та БПФ, редукції збудованих моделей на основі кореляційних методів фільтрації;
- застосувати розроблений метод та засоби інформаційної технології ідентифікації неперервних нелінійних об'єктів для побудови непараметричних динамічних моделей ОРА.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному.

- *Вперше запропоновано* непараметричну модель ОРА людини у вигляді перехідної та двовимірної перехідної функції, побудованих за даними експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових багатоступінчастих сигналів, яка, на відміну від відомих моделей, одночасно враховує нелінійні та інерційні властивості ОРА, що дозволяє підвищити точність моделювання.
- *Отримав подальший розвиток* метод побудови непараметричних динамічних моделей ОРА у вигляді перехідної та двовимірної перехідної функцій на основі даних експериментів «вхід-вихід» з використанням тестових багатоступінчастих сигналів, відмінність якого від відомих полягає у виділенні

парціальних складових з відгуків та визначенні на їх основі БПФ. Це дозволяє зменшити обсяг обчислень та підвищити швидкодію моделювання.

– *Отримав подальший розвиток* метод стискання запропонованих моделей ОРА, представлених як нелінійні інерційні об'єкти, на основі кореляційної фільтрації відліків піддіагональних перетинів БВФ та БПФ для редукції простору ознак, що, на відміну від використання рівновіддалених відліків піддіагональних перетинів, дозволяє враховувати інформацію, зосереджену на окремих ділянках моделей в області визначення, яка спостерігається. Це дозволяє будувати моделі, які забезпечують більшу точність за рахунок найбільш повного використання інформації первинного опису об'єктів.

– *Удосконалено* метод детермінованої ідентифікації ОРА у вигляді непараметричних динамічних моделей, який відрізняється застосуванням вейвлет-фільтрації для згладжування експериментальних даних і оцінок БПФ, що підвищує точність і забезпечує гладкість результатів ідентифікації.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні інструментальних засобів інформаційної технології ідентифікації моделей ОРА при представленні цих моделей як непараметричних динамічних об'єктів, причому створені інструментальні засоби (ІЗ) реалізують обчислювальні алгоритми детермінованої ідентифікації ОРА у вигляді БВФ та БПФ щодо попередньої обробки експериментальної інформації, редукції моделей, а також у впровадженні створених ІЗ у наукові дослідження і навчальний процес.

На основі зазначених ІЗ виготовлено експериментальний стенд для випробувань та розроблено ефективні програмні модулі, які інтегровано з «хмарними» сервісами для вирішення ресурсномістких задач моделювання, що забезпечує високу обчислювальну потужність та швидкість пошуку розв'язків в задачах ідентифікації.

З використанням цих ІЗ побудовано прикладну інформаційну систему ідентифікації ОРА людини за допомогою відеореєстрації, що дозволяє будувати

нелінійні інерційні моделі за експериментальними даними спостережень «вхід-вихід» з наперед заданою точністю.

За допомогою розробленої інформаційної системи ідентифікації отримано непараметричну динамічну модель ОРА людини з урахуванням його (ОРА) нелінійних та динамічних властивостей у вигляді перехідної і двовимірної перехідної функцій. Отримані результати ідентифікації ОРА можуть використовуватися в діагностичних дослідженнях при встановленні стадій захворювання, а також при апаратній корекції зору, в людино-машинних системах при професійному відборі операторів швидкоплинних технологічних процесів.

Результати роботи отримали впровадження у навчальний процес ОНПУ, зокрема, при викладанні дисциплін «Моделювання процесів і систем», «Розпізнавання і класифікація в управлінні» на кафедрі комп'ютеризованих систем управління; а також використовуються при розробці тем магістерських дипломних робіт.

Об'єкт досліджень – процес ідентифікації неперервних нелінійних динамічних біомедичних об'єктів.

Предмет досліджень – моделі, метод та інформаційна технологія ідентифікації непараметричних динамічних моделей ОРА людини.

Ключові слова: нелінійні інерційні об'єкти, око-руховий апарат, непараметричні динамічні моделі, багатовимірні вагові та перехідні функції, ідентифікація, редукція моделей, інформаційні технології.

Список публікацій здобувача

Основні результати дисертаційної роботи викладено в 13 публікаціях, з них: 5 статей у наукових фахових виданнях України з технічних наук (у тому числі 1 робота у журналі з міжнародної наукометричної бази Scopus), 2 статті у зарубіжних наукових періодичних виданнях з наряду, з якого підготовлено дисертацію, 6 публікацій у працях і матеріалах наукових конференцій.

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації

1. Ruban O., Fedorova H. Model-based information technology of continuous objects diagnostics in the conditions of their description dimension growth // Modern engineering and innovative technologies. – №12. Part 3. Technical Science, 2020. – P. 141–145. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://www.moderntechno.de/index.php/meit/issue/view/meit12-03>

2. Fomin, O., Ruban, O., Fedorova, H. Construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model based on of multiple factors variance analysis // Herald of Advanced Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.2. – P. 52–61. DOI: 10.15276/hait 02.2020.5. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://hait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

3. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Correlation based construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model // Colloquium-journal. – №13 (65). Part 1. Technical Science, 2020. – P. 23–25. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<http://www.colloquium-journal.org/1365-2>

4. Fomin, O., Pavlenko, V., Ruban, O. Construction of the diagnostic model based on combining spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // Applied Aspects of Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.1. – P. 431–442. DOI: 10.15276/aait.01.2020.5. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://aait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

5. Pavlenko V. D., Fomin O. O., Fedorova A. N., Dombrovskyi M. M. Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Інформатика і моделювання. – 2016. – №21 (1193). – P. 74 – 85. DOI: 10.20998/2411-

0558.2016.21.08. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: ISSN, Index Copernicus International, Open Academic Journals Index.

<http://pim.khpi.edu.ua/article/view/2411-0558.2016.21.08>

6. Фомин А. А., Масри М. М., Павленко В. Д., Фёдорова А. Н. Метод и информационная технология построения непараметрической динамической модели глазо-двигательного аппарата // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2015. – Том 4, вып. 2/9 (74). – С. 64 – 69. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.41448. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: Scopus, Index Copernicus International, ResearchBib, CiteFactor, Directory of Open Access Journals, Directory of Research Journals Indexing.

<http://journals.uran.ua/eejet/issue/view/2431>

7. Фомин А. А., Павленко В. Д., Фёдорова А. Н. Метод построения многомерной модели Вольтерра глазо-двигательного аппарата // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2015. – №19 (95). – С. 296 – 302. DOI: 10.15276/eltecs.19.95.2015.65. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: Index Copernicus International, Electronic Journals Library.

<https://etks.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=21>

Опубліковані праці апробаційного характеру

8. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Information technology for feature selection using spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // The 10 d International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (March 30-31, 2020). – P. 267 – 270.

9. Рубан О.Д., Федорова Г.М., Кузін І.О., Фомін О.О. Підвищення оперативності побудови діагностичних моделей великих розмірностей в системах технічної діагностики // VII Міжнародна науково-практична конференція «Інформатика. Культура. Технології» ІКТ–2019. – С.

10. Рубан А. Д., Федорова Г. М., Фомин А. А. Определение положения зрачка при помощи сверточной нейронной сети // Восьма Міжнародна наукова

конференція студентів та молодих вчених «Сучасні інформаційні технології 2018».– Одеса. – 2018. – С. 112 – 113.

11. Фёдорова А. Н., Павленко В. Д., Фомин А. А. Построение непараметрической модели движения глаза на основе данных отслеживания поведения зрачка // Третя українсько-німецька конференція «Інформатика. Культура. Техніка». – Одеса. – 2015. – С. 51 – 52.

12. Федорова А. Н., Фомин А. А., Павленко В. Д. Технология отслеживания поведения зрачка при помощи видео регистрации // П'ята міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2015)». – Одеса. – 2015. – С. 95 – 96.

13. Федорова А. Н., Павленко В. Д., Фомин А. А. Моделирование глазодвигательного аппарата в задачах медицинской диагностики // Четверта міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2014)». – Одеса. – 2014. – С. 64 – 65.

ABSTRACT

Fedorova H.M. Method and tools of information technology for nonparametric dynamic models identification of the oculomotor apparatus.

Thesis for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 121 Software Engineering. – Odessa National Polytechnic University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Odessa, 2020.

The thesis is devoted to actual scientific and technical problem of mathematical software development methods and information technology nonparametric identification of dynamic models of oculomotor apparatus (OA) rights.

Subject study is due to the contradiction between the increasing requirements for accuracy of models describing the OA, on the one hand, and increasing speed identification procedure on the other side. This contradiction is resolved using information technology for the identification of nonparametric dynamic models in

form of integro-power Volterra series using multidimensional weighting function (MWF) and multidimensional transition functions (MTF) that can simultaneously take into account nonlinear and dynamic properties of the OA and reduce the amount of computing.

The purpose of the study is to improve the accuracy and speed of constructing mathematical models of oculomotor system as integro-power Volterra series through the development of effective methods and tools of information technology nonparametric identification of dynamic objects.

To achieve the purpose of the study raised and solved the following **problems**:

- analyzing the existing methods of identification of continuous nonlinear dynamic objects and justify the choice of research direction to build integrated nonparametric dynamic models based on MWF and MTF to describe human OA;
- analyzing the current state of reduction techniques and information models to justify the choice of research direction to reduce the dimensionality of models based on correlation filtering methods;
- developing the method of nonparametric identification OA with MTF based on the results of these active experiment "input-output" using test polypulse and multistage signals to ensure acceptable accuracy of the models;
- developing the information technology for identification of nonlinear dynamic objects, based on the OA description on the basis of nonparametric dynamic models in the form of MWF and MTF, reduction of constructed models based on correlation filtering methods;
- applying the developed method and means of information technology of identification of continuous nonlinear objects for construction of nonparametric dynamic OA models.

The scientific novelty of the results is as follows.

- *For the first time proposed* the nonparametric model of human ORA in the form of transient and two-dimensional transient function, built on the data of the "input-output" experiment using test multistage signals, which unlike the known

models simultaneously takes into account nonlinear and inertial properties of OA, which improves modeling accuracy.

- *Further developed* the method for constructing nonparametric dynamic models OA as a transient and two-dimensional transition functions based experiments "input-output" using test multistage signals the difference of which from famous is to allocate partial components of the review and determination on the basis MTF. This allows you to reduce the amount of computation and increase the speed of modeling.

- *Further developed* the method of compression of models of nonlinear inertial object based on of correlation filtering of samples of subdiagonal sections of MWF and MTF for compression space of signs that unlike use of equidistant samples of subdiagonal sections allows to consider the information concentrated on separate sites of area. This allows you to build models that provide greater accuracy through the full range of primary information describing objects.

- *The method* of deterministic OA identification in the form of nonparametric dynamic models *has been improved*, which differs in the use of wavelet filtering for smoothing experimental data and MTF estimates, which increases the accuracy and ensures the smoothness of identification results.

The practical significance of the obtained results lies in the creation tools of information technology for the identification of nonparametric dynamic objects that implement computational algorithms for deterministic OA identification in the form of MWF and MTF, pre-processing of experimental information and model reduction, and their implementation in research and teaching.

Based on this information technology, an experimental test bench was built and effective tools were developed, which are integrated with cloud services to solve resource-intensive modeling problems, which provides high computing power and speed of finding solutions to identification problems.

Using these tools built application identification information system of human OA with video recording, allowing you to build non-linear inertial model from experimental observations "input-output" specified accuracy.

With developed information received nonparametric identification system OA dynamic model person considering its nonlinear and dynamic properties in a two-dimensional transition and transition functions. The results identify the OA may be used in diagnostic studies in determining the stage of disease, as well as hardware correcting vision, human-machine systems for professional selection of operators of fast processes.

The results embodied in the educational process ONPU: discipline "Modeling of processes and systems", "Recognition and Classification Management" at the Department of computerized control systems; are used in the development of topics of master's theses and in dissertation research of graduate students.

The object of research is the process of identification of continuous nonlinear dynamic biomedical objects.

Subject of research – models, methods and information technology for identification of nonparametric dynamic OA models.

Keywords: nonlinear inertial objects, oculomotor apparatus, nonparametric dynamic models, multidimensional weight and transition functions, identification, reduction of models, information technologies.

List of publications

The main results of the dissertation are presented in 13 publications, including: 5 articles in scientific professional publications of Ukraine in technical sciences (including 1 work in the journal of the international scientometric database Scopus), 2 articles in foreign scientific periodicals in the field from which prepared dissertation, 6 publications in papers and materials of scientific conferences.

Publications where the main scientific results of the dissertation are published

1. Ruban O., Fedorova H. Model-based information technology of continuous objects diagnostics in the conditions of their description dimension growth // Modern engineering and innovative technologies. – №12. Part 3. Technical Science, 2020. – P.

141–145. *The publication is included in the international scientometric base: Index Copernicus International.*

<https://www.moderntechno.de/index.php/meit/issue/view/meit12-03>

2. Fomin, O., Ruban, O., Fedorova, H. Construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model based on of multiple factors variance analysis // Herald of Advanced Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.2. – P. 52–61. DOI: 10.15276/hait 02.2020.5. *The publication is included in the international scientometric base: Index Copernicus International.*

<https://hait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

3. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Correlation based construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model // Colloquium-journal. – №13 (65). Part 1. Technical Science, 2020. – P. 23–25. *The publication is included in the international scientometric base: Index Copernicus International.*

<http://www.colloquium-journal.org/1365-2>

4. Fomin, O., Pavlenko, V., Ruban, O. Construction of the diagnostic model based on combining spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // Applied Aspects of Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.1. – P. 431–442. DOI: 10.15276/aait.01.2020.5. *The publication is included in the international scientometric base: Index Copernicus International.*

<https://aait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

5. Pavlenko V. D., Fomin O. O., Fedorova A. N., Dombrovskyi M. M. Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model // Visnyk Nacional'nogo tehnicnogo universytetu «XPI». Seriya: Informatyka i modelyuvannya. – 2016. – №21 (1193). – P. 74 – 85. *The publication is included in the international scientometric bases: ISSN, Index Copernicus International, Open Academic Journals Index.*

<http://pim.khpi.edu.ua/article/view/2411-0558.2016.21.08>

6. Fomin A. A., Masri M. M., Pavlenko V. D., Fedorova A. N. Metod i informatsionnaya tehnologiya postroeniya neparametricheskoy dinamicheskoy modeli

glazo-dvigatel'nogo apparata // Shidno-Evropeyskiy zhurnal peredovih tekhnologiy. – 2015. – Tom 4, vyip. 2/9 (74). – P. 64 – 69. *The publication is included in the international scientometric bases: Scopus, Index Copernicus International, ResearchBib, CiteFactor, Directory of Open Access Journals, Directory of Research Journals Indexing.*

<http://journals.urau.ua/eejet/issue/view/2431>

7. Fomin A. A., Pavlenko V. D., Fedorova A. N. Metod postroyeniya mnogomernoy modeli Volterra glazo-dvigatel'nogo apparata // Elektrotekhnichni ta komp'yuterni sistemi. – 2015. – №19 (95). – P. 296 – 302. *The publication is included in the international scientometric bases: Index Copernicus International, Electronic Journals Library.*

<https://etks.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=21>

Published work of approbatory character

8. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Information technology for feature selection using spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // The 10 International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (March 30-31, 2020). – P. 267 – 270.

9. Ruban O.D., Fedorova H.M., Kuzin I.O., Fomin O.O. Pidvyshhennya operatyvnosti pobudovy diahnostychnyx modeley velykyykh rozmirnostey v systemax tekhnichnoyi diahnostyky // VII International scientific and practical conference «Informatics. Culture. Technology» ICT-2019. – P. 63 – 64.

10. Ruban O.D., Fedorova H.M., Fomin O.O. Opredeleniye polozheniyya zrachka pry pomoshchy svertochnoy nejronnoy sety // Eighth International Scientific Conference of Students and Young Scientists «Modern Information Technologies 2018» – Odessa. 2018. – P. 112 – 113.

11. Fedorova H.M., Pavlenko V. D., Fomin O.O. Postroyeniye neparametricheskoy modeli dvizheniya glaza na osnove dannykh otslezhivaniya povedeniya zrachka // The third Ukrainian-German conference «Informatics. Culture. Machinery». – Odesa. – 2015. – P. 51 – 52.

12. Fedorova H.M., Fomin O.O., Pavlenko V. D. Tehnologiya otslezhivaniya povedeniya zrachka pri pomoschi video registratsii // Fifth International Conference of Students and Young Scientists «Modern Information Technologies (MIT-2015)». – Odesa. – 2015. – P. 95 – 96.

13. Fedorova H.M., Pavlenko V. D., Fomin O.O. Modelirovanie glazodvigatel'nogo aparata v zadachah meditsinskoy diagnostiki // Fourth International Conference of Students and Young Scientists «Modern Information Technologies (MIT-2014)». – Odesa. – 2014. – P. 64 – 65.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	19
ВСТУП.....	20
РОЗДІЛ 1	
СТАН ПИТАННЯ ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ ВОЛЬТЕРРИ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕЛІНІЙНИХ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ	26
1.1. Аналіз існуючих моделей неперервних нелінійних динамічних об'єктів.....	26
1.1.1. Параметричні моделі	28
1.1.2. Моделі «сірого» ящика	29
1.1.3. Моделі «чорного» ящика	32
1.2. Нелінійні динамічні моделі око-рухового апарату людини.....	35
1.3. Методи ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів на основі моделей Вольтерри.....	41
1.4. Критерії оцінки похибок відновлення нелінійних динамічних моделей Вольтерри.....	45
1.5. Критерії вибору моделей нелінійних динамічних об'єктів в умовах апріорної невизначеності щодо дії завад.....	48
1.6. Постановка задач дослідження.....	49
1.7. Висновки за розділом.....	52
РОЗДІЛ 2	
МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ ЗА ДАНИМИ ЕКСПЕРИМЕНТУ «ВХІД–ВИХІД»	54
2.1. Визначення перетинів багатовимірних перехідних функцій з використанням тестових ступінчастих вхідних сигналів у часовій області	55

2.2. Обчислювальний метод непараметричної ідентифікації око-рухового апарату на основі багатовимірних перехідних функцій з використанням тестових ступінчастих сигналів	63
2.3. Застосування вейвлет-фільтрації для згладжування результатів ідентифікації.....	65
2.4. Висновки за розділом.....	70
РОЗДІЛ 3	
ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ	72
3.1. Редукція моделей непараметричних динамічних моделей	73
3.1.1. Підходи до редукції непараметричних динамічних моделей	73
3.1.2. Отримання кореляційної оцінки для фільтрації відліків перетинів багатовимірних вагових та перехідних функцій	77
3.2.3. Оцінка якості редукції моделей.....	78
3.3. Інформаційна технологія ідентифікації моделей око-рухового апарату	79
3.3.1. Структурна схема інформаційної технології ідентифікації моделей око-рухового апарату.....	80
3.3.2. Організація експеримента ідентифікації моделей око-рухового апарату.....	86
3.4. Висновки за розділом.....	87
РОЗДІЛ 4	
ІНСТРУМЕНТАЛЬНІ ЗАСОБИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ	89
4.1. Структура інструментальних програмних засобів інформаційної системи ідентифікації око-рухового апарату	89
4.2. Сервісно-орієнтована архітектура інструментальних засобів	91

4.3. Апаратна реалізація підсистеми отримання та обробки експериментальних даних для ідентифікації око-рухового апарату.....	93
4.3.1. Організація експерименту «вхід-вихід» для ідентифікації око-рухового апарату.....	95
4.3.2. Підсистема ідентифікації окорухового апарату за допомогою відеореєстрації.....	96
4.4. Програмні засоби реалізації застосування інформаційної системи ідентифікації око-рухового апарату на його основі.....	101
4.4.1. Організація програмного інтерфейсу.....	101
4.4.2. Представлення даних та моделей.....	105
4.4.3. Організація графічного інтерфейсу.....	108
4.5. Підтримка високопродуктивних обчислень в задачах ідентифікації ОРА на базі хмарних технологій.....	112
4.6. Висновки за розділом.....	116
РОЗДІЛ 5.	
ПРАКТИКА ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ.....	118
5.1. Побудова одновимірної інформаційної моделі око-рухового апарату людини.....	118
5.2. Побудова багатовимірної інформаційної моделі око-рухового апарату людини.....	121
5.3. Web-орієнтований банк відеоданих.....	125
5.4. Висновки за розділом.....	128
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	129
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	132
ДОДАТОК А. Специфікація компонентів мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини.....	149

ДОДАТОК Б. Інструкція з експлуатації мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини	150
ДОДАТОК В. Список публікацій здобувача	155
ДОДАТОК Г. Відомості про апробацію результатів дисертації	158
ДОДАТОК Д. Документи про впровадження результатів дисертації в навчальний процес	159

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АСТД	– автоматизована система технічного діагностування
БВФ	– багатовимірна вагова функція
БД	– база даних
БПФ	– багатовимірна перехідна функція
ТД	– технічне діагностування
ІПР	– імовірність правильного розпізнавання
ІЗ	– інструментальні засоби
ІСІДА	– інструментальне середовище інтелектуального аналізу даних
ІТ	– інформаційна технологія
НМ	– нейронна мережа
ОД	– об'єкт дослідження
ОРА	– око-руховий апарат
ПС	– парціальна складова
ІС	– інформаційна система
НДР	– науково-дослідницька робота
ОНПУ	– Одеський національний політехнічний університ
НСКП	– нормована середньоквадратична помилка
ВНСКП	– відсоткова нормована середньоквадратична помилка
СКП	– середньоквадратична помилка
ПФ	– перехідна функція

ВСТУП

Актуальність теми. Техноуправлогії управління на основі відстеження поведінки зорового аналізатора (eye-tracking) сьогодні отримують широке поширення. За умов великого інтересу з боку практики розповсюдженими стають прикладні задачі моделювання око-рухового апарату (ОРА) людини. Традиційні сфери впровадження таких рішень — медична (офтальмологічна) діагностика та корекція зору, управління складними технічними об'єктами, процес фізичного тренування в спорті, реклама і маркетинг тощо. Підвищений інтерес до створення і реалізації моделей ОРА також відчують інноваційні напрямки в галузі інформаційних технологій (ІТ): віртуальна і доповнена реальність, побудова інтерфейсів в інформаційних системах (ІС), кіберспорт.

Значне зростання продуктивності обчислень, зниження вартості сучасних багатоядерних процесорів і систем відео реєстрації дозволяють істотно розширити сфери застосування ІТ управління за допомогою ОРА, зробити їх набагато доступнішими, однак на практиці це не відбувається. Це обумовлено дією комплексу протиріч: з одного боку, зростаючі потреби в розширенні сфери практичних застосувань систем моделювання ОРА, експлуатації у широкому діапазоні зовнішніх умов або інших режимах функціонування, що обумовлює вимоги до універсальності моделей, врахуванню нелінійних і динамічних характеристик об'єкта, а з іншого боку — обмеженість застосування в системах ідентифікації ОРА математичного апарату для універсального опису складних об'єктів (точність моделей); з одного боку зростаючі потреби в автоматизованій обробці ідентифікаційної інформації, а з іншого боку — обмежені можливості традиційних підходів створення ІС моделювання ОРА за ефективністю (швидкодія процедури ідентифікації).

Ці протиріччя можуть бути розв'язані шляхом застосування методу непараметричної ідентифікації моделей ОРА у вигляді інтегродіференціальних рядів Вольтерри з використанням багатовимірних вагових функцій (БВФ) та багатовимірних перехідних функцій (БПФ), що дозволяє одночасно врахувати

нелінійні та динамічні властивості ОРА, а також зменшити обсяг обчислень при реалізації цих моделей.

Наведені положення визначають актуальність розробки методу та засобів інформаційної технології ідентифікації непараметричних динамічних моделей ОРА на основі БВФ та БПФ, що забезпечує високу точність та швидкість процесу ідентифікації в ІС моделювання ОРА людини.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертація виконувалася відповідно до пп. 1.2.1.1, 1.2.1.2, 1.2.3.5 і 1.2.5.1 «Основних наукових напрямів та найважливіших проблем фундаментальних досліджень у галузі природничих, технічних, суспільних і гуманітарних наук Національної академії наук України на 2019–2023 роки», визначених постановою Президії НАН України від 30.01.2019 № 30; відповідає переліку пріоритетних тематичних напрямків наукових досліджень і науково-технічних розробок на період до 2020 року, затвердженому Постановою Кабінету Міністрів України №942 від 7 вересня 2011р.

Дисертаційна робота виконана в Одеському національному політехнічному університеті відповідно до планів науково-дослідної роботи на тему «Засоби моніторингу динамічних об'єктів, засновані на застосуванні моделей у вигляді нечітких множин» (№ держреєстрації 0118U006825).

Метою роботи є підвищення точності та швидкості при реалізації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату у вигляді інтегродіференціальних рядів Вольтерри шляхом розробки ефективного методу ідентифікації цих моделей та реалізації запропонованого методу як інформаційної технології моделювання, що є складовою частиною інформаційної системи.

Для досягнення мети дослідження поставлено і розв'язано такі **задачі**:

– здійснити аналіз існуючих методів ідентифікації неперервних нелінійних динамічних об'єктів і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо побудови інтегральних непараметричних динамічних моделей на основі БВФ та БПФ для опису ОРА людини;

- здійснити аналіз сучасного стану методів редукції інформаційних моделей і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо зниження розмірності моделей на основі кореляційних методів фільтрації;

- розробити метод непараметричної ідентифікації ОРА на основі БПФ за результатами даних активного експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових поліімпульсних і багатоступінчастих сигналів із забезпеченням прийнятної точності моделей;

- розробити інформаційну технологію ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів, що ґрунтується на описі ОРА на основі непараметричних динамічних моделей у вигляді БПФ та БВФ, редукції збудованих моделей на основі кореляційних методів фільтрації;

- застосувати розроблений метод та засоби інформаційної технології ідентифікації неперервних нелінійних об'єктів для побудови непараметричних динамічних моделей ОРА.

Методи дослідження. Теоретичні дослідження базуються на теорії непараметричної ідентифікації та моделювання нелінійних динамічних об'єктів на основі БПФ та БВФ для побудови інформаційних моделей; теорії функціонального аналізу (вейвлет-фільтрації) для згладжування результатів ідентифікації; теорії обчислювальних експериментів для розв'язування тестових та прикладних задач і аналізу точності та завадостійкості інформаційних моделей; засобах імітаційного моделювання для підтвердження достовірності отриманих теоретичних результатів.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному.

- *Вперше запропоновано* непараметричну модель ОРА людини у вигляді перехідної та двовимірної перехідної функції, побудованих за даними експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових багатоступінчастих сигналів, яка, на відміну від відомих моделей, одночасно враховує нелінійні та інерційні властивості ОРА, що дозволяє підвищити точність моделювання.

- *Отримав подальший розвиток* метод побудови непараметричних динамічних моделей ОРА у вигляді перехідної та двовимірної перехідної

функцій на основі даних експериментів «вхід–вихід» з використанням тестових багатоступінчастих сигналів, відмінність якого від відомих полягає у виділенні парціальних складових з відгуків та визначенні на їх основі БПФ. Це дозволяє зменшити обсяг обчислень та підвищити швидкодію моделювання.

– *Отримав подальший розвиток* метод стискання запропонованих моделей ОРА, представлених як нелінійні інерційні об'єкти, на основі кореляційної фільтрації відліків піддіагональних перетинів БВФ та БПФ для редукції простору ознак, що, на відміну від використання рівновіддалених відліків піддіагональних перетинів, дозволяє враховувати інформацію, зосереджену на окремих ділянках моделей в області визначення, яка спостерігається. Це дозволяє будувати моделі, які забезпечують більшу точність за рахунок найбільш повного використання інформації первинного опису об'єктів.

– *Удосконалено* метод детермінованої ідентифікації ОРА у вигляді непараметричних динамічних моделей, який відрізняється застосуванням вейвлет-фільтрації для згладжування експериментальних даних і оцінок БПФ, що підвищує точність і забезпечує гладкість результатів ідентифікації.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні інструментальних засобів інформаційної технології ідентифікації моделей ОРА при представленні цих моделей як непараметричних динамічних об'єктів, причому створені інструментальні засоби (ІЗ) реалізують обчислювальні алгоритми детермінованої ідентифікації ОРА у вигляді БВФ та БПФ щодо попередньої обробки експериментальної інформації, редукції моделей, а також у впровадженні створених ІЗ у наукові дослідження і навчальний процес.

– На основі зазначених ІЗ виготовлено експериментальний стенд для випробувань та розроблено ефективні програмні модулі, які інтегровано з «хмарними» сервісами для вирішення ресурсномістких задач моделювання, що забезпечує високу обчислювальну потужність та швидкість пошуку розв'язків в задачах ідентифікації.

– З використанням цих ІЗ побудовано прикладну інформаційну систему ідентифікації ОРА людини за допомогою відеореєстрації, що дозволяє будувати нелінійні інерційні моделі за експериментальними даними спостережень «вхід-вихід» з наперед заданою точністю.

– За допомогою розробленої інформаційної системи ідентифікації отримано непараметричну динамічну модель ОРА людини з урахуванням його (ОРА) нелінійних та динамічних властивостей у вигляді перехідної і двовимірної перехідної функцій. Отримані результати ідентифікації ОРА можуть використовуватися в діагностичних дослідженнях при встановленні стадій захворювання, а також при апаратній корекції зору, в людино-машинних системах при професійному відборі операторів швидкоплинних технологічних процесів.

– Результати роботи отримали впровадження у навчальний процес ОНПУ, зокрема, при викладанні дисциплін «Моделювання процесів і систем», «Розпізнавання і класифікація в управлінні» на кафедрі комп'ютеризованих систем управління; а також використовуються при розробці тем магістерських дипломних робіт.

Об'єкт досліджень — процес ідентифікації неперервних нелінійних динамічних біомедичних об'єктів.

Предмет досліджень — моделі, метод та інформаційна технологія ідентифікації непараметричних динамічних моделей ОРА людини.

Особистий внесок здобувача. Всі наукові положення, висновки і рекомендації, що містяться в дисертації та виносяться на захист, отримано здобувачем самостійно в період з 2015 по 2020 рр. і узагальнено при оформленні дисертації. У статтях, написаних у співавторстві автору належать: запропоновані моделі око-рухового апарату людини у вигляді перехідної та двовимірної перехідної функції, побудованих за даними експерименту «вхід-вихід» [5, 6, 7, 11], розроблена інформаційна технологія ідентифікації [6, 12] і редукції [1, 9] нелінійних інерційних моделей око-рухового апарату у вигляді багатовимірних перехідних функцій та згорткових нейронних мереж [10]; метод

непараметричної ідентифікації одновимірних [7] та багатовимірних [5, 6, 13] моделей око-рухового апарату у часовій області; методи редукції нелінійних інерційних моделей у вигляді багатовимірних вагових та перехідних функцій на основі фільтрації відліків цих моделей [1, 2, 3, 4, 8]. Посилання на публікації наведені в порядку, зазначеному в Додатку В.

Апробація результатів дисертації. Основні положення і результати дисертації доповідалися та обговорювалися на Міжнародних конференціях студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології» СІТ-2014 (Одеса, 2014), СІТ-2015 (Одеса, 2015), СІТ-2018 (Одеса, 2018); Третій українсько-німецькій конференції «Інформатика. Культура. Техніка» ІКТ-2015 (Одеса, 2015); VII Міжнародній науково-практичній конференції «Інформатика. Культура. Технології» ІКТ-2019 (Одеса, 2019); X International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (San Francisco, USA, 2020).

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи викладено в 13 публікаціях, з них: 5 статей у наукових фахових виданнях України з технічних наук (у тому числі 1 робота у журналі з міжнародної наукометричної бази Scopus), 2 статті у зарубіжних наукових періодичних виданнях з напрямку, з якого підготовлено дисертацію, 6 публікацій у працях і матеріалах наукових конференцій.

Структура та обсяг роботи. Дисертація має загальний обсяг 160 сторінок і складається з вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел і 5 додатків. Основний текст дисертації викладено на 131 сторінці. Робота містить 27 рисунків і 12 таблиць. Список використаних джерел становить 146 найменувань.

РОЗДІЛ 1

СТАН ПИТАННЯ ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛЕЙ ВОЛЬТЕРРИ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕЛІНІЙНИХ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

1.1. Аналіз існуючих моделей неперервних нелінійних динамічних об'єктів

Ефективність використання сучасних методів управління в великій мірі залежить від застосування математичних моделей, адекватних реальним об'єктам і процесам навколишнього світу, значну частину яких складають нелінійні динамічні об'єкти і процеси з невідомою структурою та неперервними властивостями.

Характерними та поширеними прикладами задач, які потребують застосування адекватних математичних моделей складних об'єктів, в біомедицині є медична діагностика [38, 50, 51, 97, 115], аналіз електрокардіографії [1, 131, 132], в біоінженерії є управління на основі відстеження поведінки зорового аналізатора (eye-tracking) [4, 32, 33, 34, 92, 93, 139, 140], що досліджується в роботі.

Математичне моделювання в біосередовищі в даний час є одним з найбільш актуальних напрямків в наукових дослідженнях: сучасна медицина і біоінженерія сьогодні представляє в основному експериментальну науку з величезним емпіричним досвідом впливу на хід тих чи інших процесів різними засобами. При вивченні цих процесів їх експериментальне дослідження обмежене і найбільш ефективним апаратом їх дослідження представляється математичне моделювання.

Аналіз сучасного стану питання застосування моделей для ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів в різних галузях показує, що розповсюдженим є використання лінійних динамічних або моделі нелінійних статичних моделей [5, 30, 66, 67, 73, 74, 88, 94, 98, 124, 127]. Складні об'єкти найчастіше одночасно мають як нелінійні так і динамічні характеристики. Тому, в якості опису таких об'єктів доцільно використовувати найбільш адекватні моделі — універсальні

нелінійні динамічні моделі [19, 20, 49, 67, 73, 74, 76, 94, 98, 99, 103, 104, 109, 110, 127, 128]. Застосування таких моделей дозволяє набагато повніше врахувати одночасно нелінійні і динамічні характеристики об'єктів дослідження (ОД), отже робить процедуру ідентифікації більш точною та надійною.

Класифікацію моделей нелінійних динамічних об'єктів, що використовуються в задачах ідентифікації біоінженерних об'єктів, представлено на рис. 1.1.



Рисунок 1.1 – Моделі нелінійних динамічних об'єктів

В загальному вигляді аналітичний вираз (математичну модель) для перетворення вхідних сигналів $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_v)$ у вихідні $\mathbf{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_\mu)$ для динамічного об'єкта з v входами та μ виходами в будь-який момент часу t можна представити за допомогою оператора перетворення $A_\tau(t)$:

$$\mathbf{Y}(t)=A_\tau(t)[\mathbf{X}(\tau)], \quad (1.1)$$

де $t \in \Omega_t$, $\tau \in \Omega_\tau$; $\Omega_\tau = [t_0, t] \subset \Omega_t = [t_0, T]$ – інтервали спостереження за об'єктом; t_0 , T – відповідно початковий і кінцевий моменти інтервалу спостереження за об'єктом.

Оператор перетворення $A_\tau(t)$ для динамічного об'єкта може бути заданий декількома формами. В залежності від форми запису оператора перетворення $A_\tau(t)$ розрізняють параметричні і непараметричні моделі [73, 74, 139].

В параметричних моделях оператор $A_\tau(t)$ представляється у вигляді певної функції, яка встановлює співвідношення між параметрами об'єкта, які розглядаються в процесі ідентифікації.

Однак, однією з найважливіших проблем, що виникають при експериментальному створенні моделей, є недостатність та суб'єктивність наявної апріорної інформації про ОД, що виникає в процесі його функціонування. Зазвичай, при побудові моделей потрібні визначення або припущення про їх параметричну структуру, тобто вибір виду рівнянь з точністю вектора параметрів.

Тому, однією з причин, що спонукають до розробки нових підходів до моделювання (непараметричної ідентифікації), є відсутність достатньої апріорної інформації про параметричної моделі досліджуваного об'єкта.

Так, параметричні підходи до моделювання, мають певні вимоги до моделі, що будується; самі моделі, як правило, прості й інтерпретовані, але, в загальному випадку, мають меншу точність (детально розглядаються в пп. 1.1.1).

Непараметричні моделі не мають строгих вимог до моделі, що будується. Непараметричні підходи зазвичай менш інтерпретованих, але дають більш точні рішення для складних об'єктів, в тому числі неперервних нелінійних динамічних об'єктів (детально розглядаються в пп. 1.1.1, 1.1.2.).

1.1.1. Параметричні моделі. Під параметричними моделями розуміють такі математичні моделі, в яких залежність між входами і виходами є відомою функцією з точністю до параметрів цієї функції.

Процедура параметричної ідентифікації полягає у знаходженні значень параметрів моделі, що забезпечують найбільшу точність моделі.

Кращою за точністю вважається та модель, у якій встановлені характеристики (критерії) точності мають меншу величину (детально розглядаються в п. 1.4), що забезпечує близькість значень на виходах моделі і значень, отриманих на виходах ОД в результаті експерименту при однакових даних, що надходять на їх входи.

Головною перевагою параметричних моделей, коли їх вдається застосувати, є визначеність оператора $A_\tau(t)$, а отже — простота і швидкість їх ідентифікації.

Проблеми застосування параметричних моделей виникають у випадках, коли модельований об'єкт не вкладається в рамки заданої з точністю до параметрів моделі через нестачу апіорних відомостей про цей об'єкт: його структури, характері залежності між його характеристиками. У переважній більшості практичних задач, особливо при розгляданні складних об'єктів з v входами $X(\tau)$ та μ виходами $Y(t)$ оператор перетворення $A_\tau(t)$ має складну форму. У цих випадках параметричні моделі недостатньо точно описують залежності між вхідними $X(\tau)$ і вихідними $Y(t)$ даними. Для вирішення таких задач для ідентифікації краще застосовувати саме непараметричні моделі.

За кількістю наявної апіорної інформації про структуру моделі об'єкту і залежності між входами $X(\tau)$ і виходами $Y(t)$ розглядають моделі «сірого» ящика (апіорна інформація частково відсутня, детально розглядаються в пп. 1.1.2) або «чорного» ящика (апіорна інформація взагалі відсутня, детально розглядаються в пп. 1.1.3).

1.1.2. Моделі «сірого» ящика. За відсутності повної апіорної інформації про ОД, але коли вдається отримати часткову інформацію про закони взаємодії параметрів моделі або отримати часткову інформацію про його структуру, доцільно використовувати математичний опис у вигляді моделей «сірого ящика». Найбільш поширені класи моделей типу «сірого» ящика зі стислими особливостями їх застосування наведено нижче.

Нейронні мережі.

Засоби моделювання на основі нейронних мереж (НМ) сьогодні є найбільш поширеним підходом вирішення задач в самих різних областях — бізнесі, медицині, техніці, фізиці тощо. НМ успішно вирішують найскладніші задачі прогнозування, класифікації, управління [41, 80, 100, 120].

Застосування НМ ґрунтується на теоремі про повноту, з якої випливає, що за допомогою НМ можна моделювати нелінійну залежність будь-якого класу (слабка нелінійність, нелінійність у вигляді розривів, зламів, неоднозначності або гістерезису, насичення, зони нечутливості, автоколивань тощо) за умови правильного підбору структури мережі і алгоритму її навчання.

Одною з розповсюджених структур НМ для моделювання нелінійних динамічних об'єктів є НМ Вольтерри. Штучні НМ Вольтерри це динамічні мережі для обробки послідовності сигналів, затриманих відносно один одного з використанням нелінійних перетворень.

Штучні НМ Вольтерра дають хороші результати при моделювання часових рядів, проте процес ідентифікації в цих мережах досить складний у обчислювальному сенсі, а отже, дуже повільний для вирішення означеного вище класу задач. Крім того, недоліком цього підходу є те, що неякісні навчальні вибірки можуть привести до значного зниження точності ідентифікації.

Також, до значних недоліків використання моделей у вигляді НМ Вольтерра відноситься погіршення обумовленості задачі при збільшенні кількості вхідних змінних v і кількості шарів k НМ (зростання мережі у геометричній прогресії). Цей факт особливо критичний в сучасних задачах, які характеризуються збільшенням кількості параметрів до сотен і, навіть, тисяч.

Альтернативним підходом до вирішення задач побудови непараметричних моделей типу «сірого ящика», є застосування апарату інтегральних рівнянь. Використання цих моделей ґрунтується на відомих теоремах функціонального аналізу про лінійні і нелінійні функціонали [70].

На практиці в якості нелінійних моделей об'єктів успішно використовуються моделі Вінера або Гаммерштейна [6, 8, 30, 118, 124, 146].

Моделі Вінера.

Для багатьох випадків розкладання Вольтерра є надмірно загальним. Іноді зручно побудувати більш просте розкладання, яке засновано на умовах ортогональності [56, 58]. Для цієї мети члени ряду Вольтерри ортогоналізуються з вхідним сигналом за допомогою узагальненої процедури Грамма-Шмідта. Великою перевагою такого розкладу, що відоме як розкладання Вінера, є те, що вимога безперервності оператора $A_\tau(t)$, що описує об'єкт, не є обов'язковою. Ці моделі належать до блочно-орієнтованих моделей, що представляються як різноманітні комбінації динамічних і нелінійних ланок та безінерційних математичних операторів. Це представлення моделей дозволяє поєднати в явному вигляді вхідні $X(\tau)$ і вихідні $Y(t)$ змінні об'єкту з різними ступенями нелінійності та різною структурою.

Модель Вінера вдається успішно використовувати, коли постійна складова вихідного періодичного сигналу залежить від зміни частоти вхідного сигналу.

У цьому випадку залежність вхід-вихід для нелінійного об'єкта може бути представлена у вигляді [56]:

$$y(t) = \sum_{n=0}^{\infty} G_n[\bar{w}_n(\tau_1, \dots, \tau_n); x(\tau), \tau \leq t] \quad (1.2)$$

де G_n – ортогональні функціонали, якщо $x(t)$ є гаусівським білим шумом з нульовим математичним очікуванням, та $\{\bar{w}_n(\tau_1, \dots, \tau_n)\}$ – послідовність ядер Вінера.

При описі об'єкта у вигляді ядер Вінера (1.6) на практиці враховується кінцеве число членів цього розкладання, які мінімізують середньоквадратичне відхилення реакції об'єкта-оригіналу від реакції моделі при даному числі ядер $\{\bar{w}_0, \bar{w}_1, \dots, \bar{w}_n\}$ по відношенню до будь-якого іншого набору n ядер.

Моделі Гаммерштейна.

Модель Гаммерштейна на відміну від моделі Вінера використовується, коли постійна складова вихідного періодичного сигналу не залежить від зміни частоти вхідного сигналу.

Залежність вхід-вихід для нелінійного об'єкта може бути представлена у вигляді моделі Гаммерштейна:

$$y(t) = c_0 W(0) + c_1 W(p)x(t) + c_2 W(p)x^2(t) + \dots, \quad (1.3)$$

Тут лінійні динамічні ланки, що складають блочно-орієнтовану модель, є стійкими, тобто їх характеристичні рівняння мають коріння, які розташовані в лівій півплощині площині коренів.

Недоліки моделей Вінера і Гаммерштейна полягають в обмеженнях можливостей апроксимації. Це обмеження має особливий вплив при бігармонічних і полігармонічних вхідних сигналах.

Інтегро-дифференціальні моделі.

До інтегро-дифференціальних відносяться моделі, в яких невідома функція міститься як під знаком інтеграла, так і під знаком диференціала або похідної.

$$Y(t) = D[x(t)] - A_{\tau}(t) [X(\tau)], \quad (1.4)$$

де D – зовнішній диференціальний оператор.

1.1.3. Моделі «чорного» ящика. У моделюванні під «чорним» ящиком розуміють систему, яка виконує потрібне перетворення інформації, але при цьому спостерігачеві недоступна будь-яка інформація про те, як це перетворення виконується.

З плином часу в процесі функціонування, або при експлуатації у широкому діапазоні зовнішніх умов або інших режимах функціонування у ОД можуть змінюватися не тільки параметри, які при ідентифікації оцінюються методами параметричної ідентифікації. Часто в ОД змінюється структура, що зумовлює використання методів непараметричної ідентифікації для побудови їх моделі.

У таких об'єктах вхідні і вихідні величини відомі, а структура об'єкта та процеси, які відбуваються в ньому, залишаються невідомими. В цьому випадку систему можна вивчати по її входах і виходах.

Такі задачі вирішуються за допомогою окремого класу методів ідентифікації — за даними експерименту «вхід - вихід», що характеризуються повною відсутністю апріорної інформації про об'єкт моделювання, що розглядається як «чорний» ящик.

В даному випадку, доцільно використовувати в якості моделі об'єкта непараметричні динамічні моделі, які отримують за даними експерименту «вхід–вихід». Ці моделі водночас відображають нелінійні та динамічні характеристики ОД, що забезпечує високу точність моделювання.

Моделі Вольтерри.

Поширеним в практиці є випадок, коли оператор об'єкта моделювання задають у вигляді системи диференціальних рівнянь, яка виражає в неявному вигляді залежність між вхідними та вихідними змінними об'єкта. Іншою, в уряді випадків, більш зручною формою опису динамічних характеристик об'єкта, є представлення зв'язку між вхідними і вихідними змінними в явному вигляді, без використання диференціальних рівнянь. Таким описом, що враховує як нелінійні так і динамічні характеристики об'єкта, є опис на основі розкладання оператора $A_{\tau}(t)$ в інтегростепеневий ряд [9, 10, 40, 70, 111, 128]. Завдяки одночасному урахуванню нелінійних та динамічних характеристик об'єкту інтегральні непараметричні динамічні моделі забезпечують високу достовірність ідентифікації.

Для широкого класу нелінійних динамічних об'єктів зв'язок між вхідним впливом $X(t)$ і реакцією $Y(t)$ в явній формі може бути представлений функціональним інтегростепеневим рядом Вольтерри [11–14, 28, 66, 78, 103, 111, 128]. Такий опис є найбільш відповідним для ідентифікації об'єктів, що працюють в лінійному режимі, а також об'єктів зі слабкою нелінійністю. Ці моделі забезпечують значно більшу точність і швидкість ніж при використанні інших методів моделювання нелінійної динаміка, наприклад методу гармонійного балансу.

Недоліками моделей Вольтерри є досить складна процедура ідентифікації моделей, існування додаткових обмежень на вибір амплітуд для вхідних тестових сигналів, великий обсяг первинної ідентифікаційної інформації, що заважає використанню таких моделей в сучасних ІС.

Моделі Вольтерра-Лягера.

Ідентифікація нелінійного об'єкту за допомогою моделі Вольтера-Лягера

дає можливість оцінити динамічні коефіцієнти ряду Вольтерри, завдяки використанню ортогональних функцій Лягера [40]. Використання таких функцій дозволяє зменшити кількість коефіцієнтів рядів Вольтерри та зменшити обсяги первинної ідентифікаційної інформації.

Для нелінійного інерційного об'єкту аналітичний вигляд залежності «вхід-вихід» з використанням моделі *Вольтерра-Лягера* має вигляд:

$$Y(t) = L C A_{\tau}(t) [X(\tau)], \quad (1.5)$$

де L – ортогональна основа фільтра Лягера, C – коефіцієнти фільтра Лягера.

Моделі Вольтерри-Вінера.

На практиці, зазвичай, в якості нелінійних моделей використовуються не окремі випадки – моделі Вінера або Гаммерштейна [56, 58], а загальна модель Вольтерри-Вінера.

Для багатьох задач моделі Вольтерри є занадто узагальненими. В цих випадках зручніше збудувати просте розкладання, яке засновано на умовах ортогональності [40]. Для цього члени ряду Вольтерри піддаються ортогоналізації з вхідним сигналом з використанням узагальненої процедури Грамма-Шмідта. Це перетворення отримало назву розкладання Вінера. Великою перевагою цього перетворення є те, що вимога безперервності оператора A , який описує властивості об'єкту, не є обов'язковою. Єдиними обмеженнями на клас нелінійних перетворень є наступні [56, 57, 58]:

$$M\{A[x(t)]\} = \text{const}, \quad M\{A^2[x(t)]\} < \infty, \quad (1.6)$$

де M – математичне очікування.

Можна показати, що ряд Вольтерри еквівалентний ряду Вінера, оскільки і обидва мають аналогічну аналітичну структуру, і обидва являють собою розкладання однієї функції, а саме, реакції системи $y(t)$. Тому, між ядрами Вольтерри і Вінера, які описують ОД, існує однозначний зв'язок: ядра ряду Вінера і функціонали G залежать від інтенсивності вхідного сигналу P . Цим вони відрізняються від ядер рядів Вольтерри, які не залежать від інтенсивності вхідного сигналу (є інваріантними характеристиками об'єкту).

Для нелінійної системи функціонал Вінера першого ступеня, в загальному випадку, відрізняється від опису системи за допомогою лінійного функціоналу Вольтерри першого ступеня. Такий функціонал Вінера фактично залежить від ядер Вольтерри високих порядків, тому, містить до деякої міри нелінійні характеристики об'єкту.

Подальше узагальнення розкладання Вінера на випадок довільної міри дано Ю.С. Попковим [117]. Воно засновано на побудові ортогонального ряду для вхідних сигналів з різними законами розподілу при існуванні наступних обмежень:

$$M\{A[x(t)]\}=\varphi(t), M\{A^2[x(t)]\}<\infty \quad (1.7)$$

Для опису нелінійного об'єкту, який задовольняє умовам (1.7), будується модель у вигляді:

$$A[x(t)] = \sum_{k=0}^{\infty} c_k P_k[x(t)], \quad (1.8)$$

де $P_k[x(t)]$ – послідовність ортогональних операторів.

Метод побудови моделі Вольтерри-Вінера на основі (1.8) дозволяє ідентифікувати широкий клас нелінійних об'єктів, в тому числі з нелінійностями типу насичення, гістерезису, зони нечутливості, автоколивань [56, 58].

Незважаючи на тотожність структури рядів Вінера і Вольтерри, перші мають ряд переваг, так як ортогональний базис, по-перше, дозволяє істотно спростити визначення ядер ряду; по-друге, дозволяє збільшити порядок моделі об'єкту без перерахунку вже отриманих раніше ядер.

1.2. Нелінійні динамічні моделі око-рухового апарату людини

ОРА — це динамічний об'єкт, що пов'язує напрямок погляду з рухами динамічного зорового аналізатора. Основним фактором, що сприяє інерції системи, є очна куля та позаочна система, а також затримки та динаміка, що вводяться в цикл зворотного зв'язку, що реалізує взаємодію з мозком. Таким

чином, ОРА може бути описаний динамічною моделлю у вигляді диференціальних або різницевих рівнянь. Вхідними даними для ОРА є рух зовнішнього зорового стимулу s . Вихідними даними є отриманий напрям погляду u . Оскільки око може рухатися як у горизонтальній, так і у вертикальній площині, вхідні і вихідні сигнали можна вважати двовимірними, що робить ОРА багатовимірною системою. При цьому припускається, що між горизонтальною та вертикальною складовими ОРА може бути взаємодія.

Для моделювання ОРА використовуються параметричні моделі, моделі «сірого» ящика та моделі «чорного» ящика [34, 46].

Моделювання параметричних об'єктів вимагає повних знань про систему, що моделюється. Моделі базуються на відомих залежностях і походять від фізичних законів. Хоча такі моделі дуже корисні, вони є відносно рідкісними при моделюванні ОРА через надзвичайну складність біомеханічних процесів, циклу зворотного зв'язку, взаємодії між очима та мозком, впливи людської свідомості.

Моделювання об'єктів типу «сірого» ящика вимагає часткового знання системи для моделювання. Завдяки певному розумінню системи можна отримати її напівфізичний опис, де одному або декільком параметрам моделі було надано фізичне значення. Моделі «сірого» ящика є важливими інструментами і широко використовуються для прогнозування та оцінки поведінки ОРА [33, 34].

Моделювання об'єктів типу «чорного» ящика [34] передбачається загальна структура моделі без будь-якого фізичного значення в параметрах. Існує ряд загальних структур чорних ящиків як для лінійних, так і для нелінійних об'єктів. Моделі чорних ящиків забезпечують прості засоби оцінки динаміки системи, як правило, за низьких обчислювальних витрат і без необхідності глибшого розуміння її природи.

З огляду на вище сказане, в подальшому в роботі розглядаються моделі «чорного» ящика, як найбільш загальних та універсальних підхід до опису об'єктів моделювання.

Моделі на основі інтегродиференціальних рядів Вольтерри.

При виборі виду математичного опису нелінійних динамічних об'єктів треба враховувати як спільність апарату, що використовується, так і можливість узагальнення відомих методів лінійних об'єктів на випадок дослідження нелінійної динаміки. Основні переваги цього підходу на основі використання рядів Вольтерри [11, 13, 14, 78, 103, 107, 109] є:

- моделювання нелінійних неперервних і нелінійних імпульсних об'єктів, з розподіленими та зосередженими характеристиками, стаціонарних, нестаціонарних, стохастичних об'єктів, а також багатовимірних (об'єктів з v входами та μ виходами), що характеризує універсальність математичного апарату;
- моделювання з використанням детермінованих і випадкових вхідних сигналів, що характеризує інваріантність математичного апарату щодо виду вхідного впливу;
- одночасне і компактне урахування нелінійних і динамічних характеристик об'єкта;
- запис співвідношення між вхідними та вихідними змінними в явному вигляді;
- предсталвлення лінійних об'єктів як підкласу нелінійних, що дозволяє поширювати на нелінійні об'єкти розроблені в теорії лінійних систем тимчасові і спектральні методи;
- моделювання в аналітичному і обчислювальному планах.

Залежність «вхід-вихід» для нелінійного динамічного об'єкту з невідомою структурою (типу «чорний ящик») з одним входом і одним виходом (рис. 1.2) у вигляді моделі Вольтерри у часовій області представляється рядом:

$$\begin{aligned}
 y(t) = & w_0 + \int_0^t w_1(\tau) x(t-\tau) d\tau + \int_0^t \int_0^t w_2(\tau_1, \tau_2) x(t-\tau_1) x(t-\tau_2) d\tau_1 d\tau_2 + \\
 & + \int_0^t \int_0^t \int_0^t w_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3) x(t-\tau_1) x(t-\tau_2) x(t-\tau_3) d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + \dots = w_0(t) + \sum_{n=1}^{\infty} y_n(t),
 \end{aligned} \tag{1.9}$$

де $x(t)$ і $y(t)$ – вхідний і вихідний сигнали об'єкту, відповідно; $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ – ядра Вольтерри або БВФ n -го порядку ($n=1,2,3,\dots$), симетричні до дійсних змінних $\tau_1, \dots, \tau_n$; $y_n(t)$ – парціальна складова (ПС) відгуку (n -вимірний інтеграл згортки); $w_0(t)$ – вільний член ряду (при нульових початкових умовах $w_0(t) \equiv 0$); t – поточний час.

При нульових початкових умовах ряд (1.9) можна скорочено записати, як:

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} y_n[x(t)] = \sum_{n=1}^{\infty} \int_0^t \dots \int_0^t w_n(\tau_1, \dots, \tau_n) \prod_{r=1}^n x(t - \tau_r) d\tau_r, \quad (1.10)$$

де $y_n[x(t)] = y_n(t)$ — n -а ПС відгуку системи.

Для стійких нелінійних динамічних об'єктів, що фізично реалізуються, справедливі умови:

$$w_n(\tau_1, \dots, \tau_n) \equiv 0 \text{ для } \tau_i < 0, \quad i = \overline{1, n} \text{ — причинності;} \quad (1.11)$$

$$\int_0^{\infty} \dots \int_0^{\infty} |w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)| d\tau_1 \dots d\tau_n < +\infty \text{ — обмеженості;} \quad (1.12)$$

$$\lim_{\tau_i \rightarrow \infty} w_n(\tau_1, \dots, \tau_n) = 0 \text{ для } i = \overline{1, n} \text{ — стійкості;} \quad (1.13)$$

$$w_n(\tau_1, \dots, \tau_n) = w_n(\tau_{p_1}, \dots, \tau_{p_n}) \quad \forall \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ p_1 & p_2 & \dots & p_n \end{pmatrix} \text{ — симетричності.} \quad (1.14)$$

В випадку об'єкта з багатьма входами і багатьма виходами [103, 107, 109, 140] (рис. 1.3) у часовій області використовується багатовимірна послідовність БВФ:

$$\begin{aligned} y_j(t) = & \sum_{i_1=1}^v \int_0^t w_{i_1}^j(\tau) x_{i_1}(t - \tau) d\tau + \\ & + \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \int_0^t \int_0^t w_{i_1 i_2}^j(\tau_1, \tau_2) x_{i_1}(t - \tau_1) x_{i_2}(t - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2 + \\ & + \sum_{i_1=1}^v \sum_{i_2=1}^v \sum_{i_3=1}^v \int_0^t \int_0^t \int_0^t w_{i_1 i_2 i_3}^j(\tau_1, \tau_2, \tau_3) x_{i_1}(t - \tau_1) x_{i_2}(t - \tau_2) x_{i_3}(t - \tau_3) d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 + \dots \end{aligned} \quad (1.15)$$

де $y_j(t)$ – відгук ОД на j -му виході у поточний момент часу t при нульових початкових умовах; $x_1(t), \dots, x_v(t)$ – вхідні сигнали; $w_{i_1 \dots i_n}^j(\tau_1, \dots, \tau_n)$ – БВФ n -го

порядку по $i_1, \dots, i_n$ входах та j -му виходу – симетричні функції відносно дійсних змінних $\tau_1, \dots, \tau_n$; ν, μ – кількість входів і виходів ОД, відповідно.

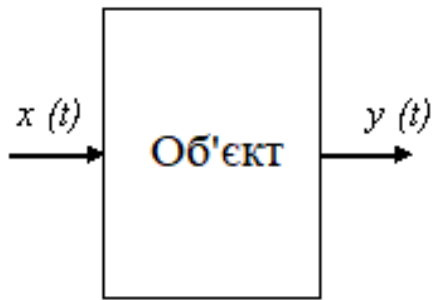


Рисунок 1.2 – Нелінійний динамічний об'єкт з одним входом і одним виходом

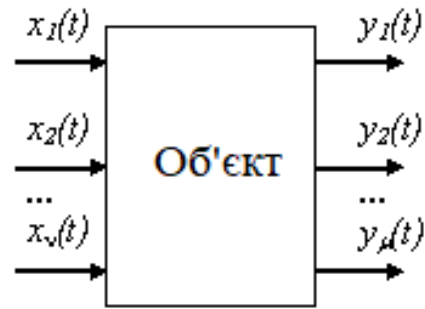


Рисунок 1.3 – Нелінійний динамічний об'єкт з ν входами і μ виходами

Багатовимірний ряд Вольтерра (1.15) у скороченій формі має вигляд:

$$y_j(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{i_1=1}^{\nu} \dots \sum_{i_n=1}^{\nu} \int_0^t \dots \int_0^t w_{i_1 i_2 \dots i_n}^j(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n) \prod_{k=1}^n x_{i_k}(t - \tau_k) d\tau_k, \quad j = \overline{1, \mu}. \quad (1.16)$$

Структурну схему моделі Вольтерри у часовій області наведено на рис. 1.4.

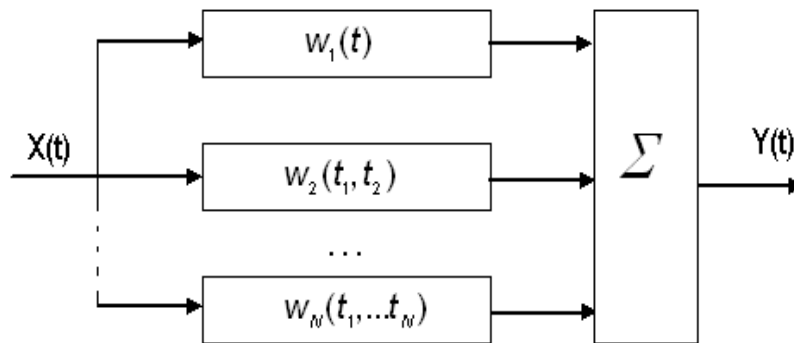


Рисунок 1.4 – Модель Вольтерри для об'єкту в часовій області

Нескладно показати, що окремими випадками моделі Вольтерри є модель лінійної динамічної системи (системи з пам'яттю) на основі інтеграла згортки:

$$y(t) = \int_0^t w_1(\tau) x(t - \tau) d\tau, \quad (1.17)$$

де $w_2(\tau_1, \tau_2) = 0, \dots, w_k(\tau_1, \dots, \tau_k) = 0, \forall k \geq 2$; та модель нелінійної статичної системи (системи без пам'яті) у вигляді полінома ступеня N :

$$y(t) = a_1 x(t) + a_2 x^2(t) + \dots + a_N x^N(t) = \sum_{i=1}^N a_i x^i(t), \quad (1.18)$$

де БВФ мають вигляд

$$\begin{aligned} w_1(\tau) &= a_1 \delta(\tau), \\ w_2(\tau_1, \tau_2) &= a_2 \delta(\tau_1) \delta(\tau_2), \\ &\vdots \\ w_N(\tau_1, \dots, \tau_N) &= a_N \delta(\tau_1) \dots \delta(\tau_N) = a_N \prod_{i=1}^N \delta(\tau_i). \end{aligned} \quad (1.19)$$

Ряд Вольтерри (1.2) є узагальненням степеневого ряду на функціональний простір. Перший член ряду являє собою інтеграл згортки, а члени вищих порядків враховують динамічні нелінійності відповідних порядків. Таким чином, ряд (1.9) узагальнює інтеграл згортки на випадок нелінійних об'єктів.

Для використання ряду Вольтерри для обробки експериментальних даних зручно використовувати його дискретну форму для представлення динамічних властивостей нелінійних імпульсних систем [103, 107]. Зв'язок між вхідними і вихідними змінними об'єкту при цьому має вигляд:

$$y[m] = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{k_1, \dots, k_n=0}^m w_n[k_1, \dots, k_n] \prod_{i=1}^n x[m - k_i]. \quad (1.20)$$

Безперервні та дискретні нелінійні системи зі змінними параметрами описуються за допомогою параметричних рядів Вольєрра [10, 11, 14, 57, 78, 128]. Так, варіант безперервного одновимірного параметричного ряду Вольтерри має наступний вигляд:

$$y(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \int_0^t \dots \int_0^t w_n(t, \tau_1, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n x(\tau_i) d\tau_i. \quad (1.21)$$

При застосуванні наведених моделей Вольтерри вдається більш точно і повно враховувати динамічні і нелінійні характеристики об'єктів, робить процес ідентифікації більш універсальним, підвищує точність моделювання.

Завдяки наведеним вище характеристикам моделей об'єктів на основі функціональних рядів Вольтерри нелінійні динамічні моделі отримали широке використання для вирішення задач ідентифікації та синтезу нелінійних систем.

Актуальною прикладною задачею є використання моделей Вольтерра в якості джерела первинної ідентифікаційної інформації при створенні ІС моделювання, діагностування, управління об'єктами різної фізичної природи, в тому числі, біоінженерними.

1.3. Методи ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів на основі моделей Вольтерри

Побудова математичної моделі динамічного об'єкта може бути здійснена двома принципово різними підходами [15, 41, 71, 73, 88, 89]:

1. Аналітичні методи отримання математичного опису процесів, що відбуваються в об'єкті.
2. Експериментальні методи отримання математичного опису процесів, що відбуваються в об'єкті – ідентифікація об'єктів.

На практиці, математична модель, яку отримано за допомогою теоретичних методів досліджень процесів, що відбуваються в об'єкті, в багатьох випадках стає неадекватною реальному об'єкту. В підсумку, значно знижується ефективність моделювання об'єкта. Безпосередня ж оцінка параметрів і характеристик об'єкта методами прямих вимірювань є неможливою. Вона здійснюється опосередковано, через виміряні в результаті експерименту вхідні і вихідні сигнали об'єкта.

Якщо вимірювання вхідних і вихідних сигналів відбувається в реальних умовах, то вихідний сигнал характеризується домішкою шумів і перешкод. У цій ситуації застосування традиційних детермінованих підходів до побудови моделей може залишитися безуспешним через некоректну постановку задачі.

З метою подолання зазначених обставин виникли і отримали чималий розвиток методи одного з важливих напрямків теорії управління та моделювання – ідентифікації систем [5, 7, 8, 15, 94, 109, 146].

Під ідентифікацією в загальному сенсі розуміють отримання моделі реального об'єкта за експериментальними даними. Ідентифікацією динамічного об'єкта прийнято називати процес визначення структури та параметрів математичної моделі, що забезпечує найкращу її точність: мінімальні розходження вихідних сигналів моделі і об'єкта при ідентичних вхідних впливах. На рис. 1.5 представлена схема процесу ідентифікації об'єкта.

На практиці, для перевірки міри ефективності побудови математичної моделі використовують чисельні оцінки реакцій ОД і його моделі, які отримано при подачі на їх входи однакових сигналів.

В якості міри ефективності моделювання при вирішенні задачі ідентифікації використовуються критерії ідентифікації. Як найбільше розповсюджені, використовується критерії мінімуму середньоквадратичної помилки або процентної нормованої середньоквадратичної помилки (детально розглядаються в п. 1.4).

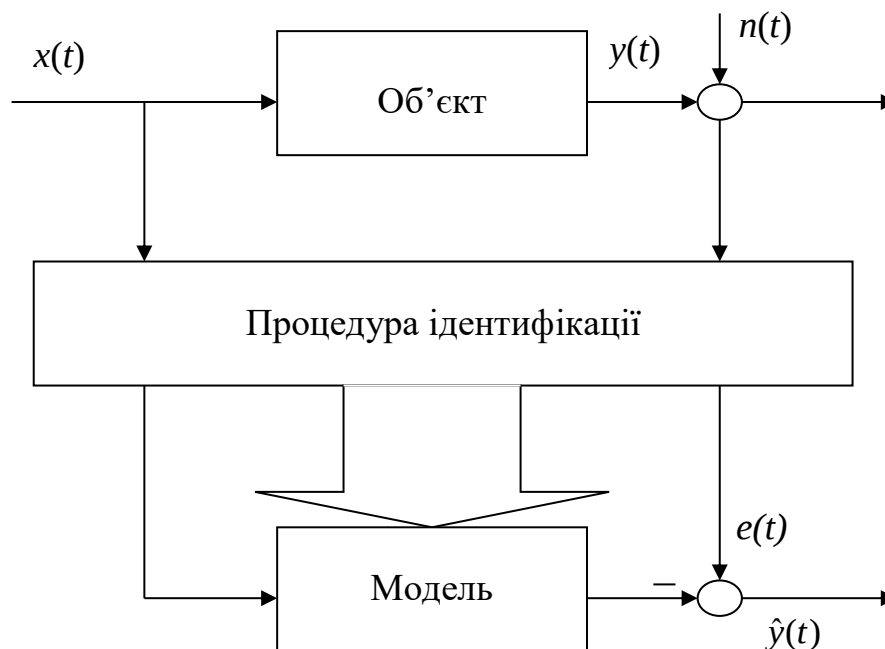


Рисунок 1.5 – Структурна схема процедури ідентифікації

Складність процесу ідентифікації обумовлена її змістом. При постановці певної задачі побудови математичної моделі об'єкта треба мати відповіді на такі питання: клас операторів моделі (лінійні або нелінійні); облік помилок вимірів, помилок квантування, клас впливів, наявність неконтрольованих шумів і виключення їх впливу на точність ідентифікації та ін.; вибір і обґрунтування методу і алгоритму розв'язання задачі ідентифікації; зміст експериментальної частини рішення задачі ідентифікації та її реалізація.

Треба також враховувати, що вихідний сигнал об'єкта, як правило, складається з двох частин: перша – $y(t)$, породжена входом $x(t)$; друга – $y_n(t)$ з'являється в результаті дії неконтрольованої перешкодою $n(t)$. В якості перешкод $n(t)$ розглядаються шуми апаратури, що застосовуються при вимірюваннях та ідентифікації, внутрішні шуми об'єкта, зовнішні перешкоди і ін. В реальних умовах об'єкт ідентифікації виглядає як показано на рис. 1.6.

Отже, головна задача ідентифікації полягає у відновленні динамічних характеристик об'єкта на основі вимірювання вихідних сигналів (відгуків) на спеціально підібрані входні (тестові) сигнали.

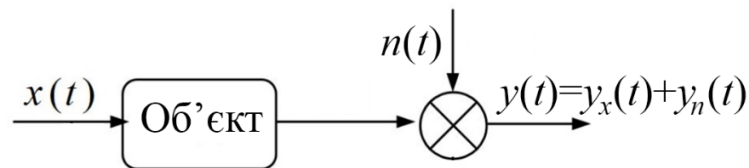


Рисунок 1.6 – Об'єкт ідентифікації

Побудова нелінійної динамічної моделі об'єкта у вигляді ряду Вольтерри полягає у підборі типу тестових впливів $x(t)$ і розробці алгоритму, що здатен по вимірним реакціям $y(t)$ виділяти ПС $y_n[x(t)]$ і на їх основі визначати БВФ $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ $n=1, 2, \dots$ для ідентифікації об'єкту в часовій області.

У розвиток теорії ідентифікації та моделювання нелінійних динамічних об'єктів на основі моделей Вольтерри та її практичне використання великий внесок внесли роботи українських вчених: В.В. Васильєв [73], А.Ф. Верлань [74–76], В.К. Задірака [86], О.Г. Івахненко [87–89], Я.Н. Матвійчук [98],

В.Д. Павленко [44, 47, 48, 111, 112], О.А. Серков [125, 126], а також зарубіжних вчених: Я.З. Цыпкин [146], Ю.С. Попков [117], К.А. Пупков [118], В.В. Семенов [124], А.С. Апарцин [66, 67], Д.М. Сидоров [127], С.В. Солодуша [128], N. Wiener, M. Schetzen [58], C.A. L.O. Chua [13], W.J. Rugh [56, 57], S.A. Billings [5–8], A. Borys [9–10], G.B. Giannakis [30] та ін.

Відомі методи визначення БВФ нелінійних динамічних об'єктів в часовій області [106, 122, 123] на основі експерименту, засновані на використанні тестових імпульсних або східчастих сигналів. Ці методи характеризуються швидкістю процесу вимірювання, обчислювальною простотою обробки інформації і генерування тестових сигналів.

Недоліком методів детермінованої ідентифікації є низька завадостійкість, що істотно обмежує їх застосування в умовах реального експерименту, коли до корисного сигналу додаються похибки вимірювань відгуків.

Це обумовлює необхідність побудови нових ефективних методів ідентифікації непараметричних динамічних моделей на основі даних експериментів «вхід-вихід», стійких до погрешностей вимірів відгуків.

1.4. Критерії оцінки похибок відновлення нелінійних динамічних моделей Вольтерри

Ідентифікація об'єкта здійснюється шляхом мінімізації деякої функції витрат. Значення функції витрат відображає лише точність моделі на даних, що застосовуються для ідентифікації. На інших наборах даних точність моделі може погіршитися, наприклад, у випадках, коли дані, які використовуються для навчання не охоплюють специфічні режими функціонування об'єкту.

Тому кращою практикою вважається перевірка якості отриманої моделі на даних які не були задіяні в процесі ідентифікації (екзаменаційний набір даних).

При проведенні серії послідовних вимірювань деякої випадкової величини, як правило, отримують дещо різні результати. Це пояснюється впливом

випадкових факторів та завад, що неможливо усунути в процесі ідентифікаційного експерименту [75, 88].

Для оцінки значень параметрів, що забезпечують найкращу відповідність між вихідними даними моделі та виміряними даними об'єкту, спочатку треба визначитися з способом підрахування кількісної оцінки цієї відповідності – функції витрат.

Розглянемо цю ситуацію докладніше. Нехай, проводиться n вимірювань випадкової величини X . В результаті експеримента отримуємо ряд значень: $X_1, X_2, \dots, X_n$. Маючи ці дані можна оцінити точність результату вимірювань. В якості наближеного значення величини, що вимірюється, приймають середнє арифметичне:

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n n_i X_i / n. \quad (1.22)$$

Отримана оцінка $\bar{X}$, як середнє значення, не становитиме істинного значення величини, що вимірюється, а встановлює тільки наближену оцінку цієї величини. Тому, необхідно оцінити помилку ΔX оцінки, значення якої пов'язане з надійністю (довірчою ймовірністю). Отже, запис результату вимірювання у вигляді довірчого інтервалу:

$$X \in [\bar{X} - \Delta x, \bar{X} + \Delta x]. \quad (1.23)$$

Таким чином, завдання полягає в тому, щоб за даними вимірювального експерименту знайти наближену оцінку величини $\bar{X}$ і її помилку Δx з заданим показником надійності γ .

В якості функції витрат, що використовується при оцінці якості ідентифікації об'єкта, може виступати велика кількість характеристик точності. В більшості випадків для оцінки похибки вимірювань обчислюють середнє квадратичне відхилення σ : $\sigma = \sqrt{D}$, де D – дисперсія, яка характеризує розкид випадкових величин навколо середнього значення:

$$D = \sum_{i=1}^n n_i (X_i - \bar{X})^2 / n. \quad (1.24)$$

Для розрахунків використовують формулу:

$$D = \overline{X^2} - (\bar{X})^2. \quad (1.25)$$

Якщо число експериментів з вимірювання занадто мало ($n < 30$), тобто, недостатньо інформації, оцінку середнього квадратичного відхилення та дисперсії уточнюють:

$$S^2 = nD/(n - 1), S = \sqrt{S^2}. \quad (1.26)$$

Випадкова похибка, яка характеризує точність визначення середнього арифметичного вимірюваної величини, оцінюється за формулою:

$$S_{\bar{X}} = S / \sqrt{n}. \quad (1.27)$$

Розрахунок абсолютної помилки при недостатній кількості вимірювань здійснюється за допомогою введення коефіцієнту Стюдента t , що залежить від надійності γ і кількості вимірювань n :

$$\Delta X = S_{\bar{X}} t, \quad (1.28)$$

де ΔX – абсолютна помилка для поточної довірчої ймовірності; $S_{\bar{X}}$ – стандартна помилка; $t = t(\gamma, n)$ – коефіцієнт Стюдента.

Середня квадратична похибка.

Якщо є ряд випадкових похибок вимірювань деякої величини, то можна оцінити точність вимірювань за допомогою обчислення середньої помилки θ . Середня помилка отримується як середнє арифметичне з модулів похибок:

$$\theta = \pm(|\Delta 1| + |\Delta 2| + \dots + |\Delta n|)/n = \pm(1/n) \sum |\Delta| \quad (1.29)$$

Однак вважається кращою практикою оцінювання точності ряду вимірювань за середньоквадратичною похибкою m окремого вимірювання, що обчислюють за формулою К.Ф.Гаусса:

$$m = \mp \sqrt{\sum_{i=1}^n \Delta^2 / n}. \quad (1.30)$$

Оцінка за середньоквадратичною похибкою більш зручна, ніж оцінка за середньою похибкою. По-перше, на величину середньоквадратичною похибки найбільший вплив здійснюють великі за модулем випадкові похибки, в той час як при оцінках середньої похибки ці відхилення компенсуються малими похибками. По-друге, середньоквадратична похибка – достатньо стійка характеристика, тому, при відносно невеликій кількості вимірювань її оцінку можна отримати з великою ймовірністю.

Багаторічним досвідом встановлено, що 67% випадкових похибок в ряду вимірювань не перевищує за модулем середньоквадратичну похибку m , 95% похибок не перевищує за модулем величину $2m$, а 99,7% похибок не перевищує за модулем $3m$. Тому, величина середньоквадратичної похибки свідчить про ймовірність певної випадкової похибки. Якщо величина випадкової похибки складає $3m$, вона вважається граничною, понад $3m$ – грубою. Експериментальні вимірювання з такими погрешностями в даній роботі в обробку не приймаються.

Якщо відомо справжнє значення вимірюваної величини, точність вимірювань оцінюють за іншим критерієм. За допомогою багаторазових вимірювань оцінюється середнє арифметичне значення величини, що вимірюється, і ймовірність похибки кожного вимірювання. Середньоквадратичну похибку кожного вимірювання оцінюють за виразом:

$$m = \mp \sqrt{\sum_{i=1}^n v^2 / (n - 1)}. \quad (1.31)$$

Переважним для визначення якості моделей, отриманих за результатами процедури ідентифікації об'єкта, є критерії оцінки помилок ідентифікації, які використовуються в роботі: середньоквадратична помилка (СКП) та відсоткова нормована середньоквадратична помилка (ВНСКП).

Середньоквадратична помилка ε визначається за виразом:

$$\varepsilon = \sqrt{1/Q \sum_{q=1}^Q (W_q - \hat{W}_q)^2}. \quad (1.32)$$

де Q – кількість точок параметра W , $W_q = W(\omega_q)$ – еталонні значення параметра, $\hat{W}_q$ – оцінка параметра, яка отримана за результатами обробки результатів вимірювань відгуків об'єкта для q -ого елемента параметру W .

Відсоткова нормована середньоквадратична помилка ε_n визначається за виразом:

$$\varepsilon = 100\% \sqrt{\sum_{q=1}^Q (W_q - \hat{W}_q)^2 / \sum_{q=1}^Q W_q^2}. \quad (1.33)$$

Згідно отриманим значенням ВНСКП для оцінки адекватності моделей використовуються такі ранги (табл. 1.1.).

Таблиця 1.1 – Ранги адекватності моделі в залежності від величини ВНСКП

Ранг адекватності	Величина ВНСКП
Відмінно	до 10%
Добре	від 10% до 20%
Задовільно	від 20% до 30%
Незадовільно	більше 30%

1.5. Критерії вибору моделей нелінійних динамічних об'єктів в умовах апіорної невизначеності щодо дії завад

При використанні результатів ідентифікації моделей для вирішення похідних задач (класифікації, технічної і медичної діагностики, тощо) застосування наведених критеріїв оцінки моделей нелінійних динамічних об'єктів не доцільно. В подібних застосуваннях часто точність моделювання не забезпечує ефективного вирішення похідної задачі. В таких випадках для оцінки якості моделей, отриманих за допомогою процедури ідентифікації, оперують критеріями, специфічними для похідних задач, які характеризуються умовами апіорної невизначеності щодо дії завад.

Діагностична цінність моделей, отриманих на основі БВФ, обчислюється за допомогою критерію середнього ризику R (середньої вартості витрат при прийнятті помилкових рішень), що визначається в обраному просторі діагностичних ознак побудованої моделі:

$$R = \sum_{i=1}^m \delta_i s_i p(\Omega_i) \quad (1.34)$$

де $\delta_i = L_i / N_i$ – помилки класифікації, L_i – кількість об'єктів i -го класу, помилково віднесених до іншого класу k ($k \neq i$); N_i – кількість елементів i -го класу в екзаменаційній вибірці; $i=1, 2, \dots, m$; m – кількість класів об'єктів, що розглядаються, s_i – вартості помилок класифікації δ_i , $p(\Omega_i) = N_i / \sum_{j=1}^m N_j$ – апіорна імовірність появи об'єктів класу Ω_i .

Діагностична цінність моделей, отриманих на основі БВФ, також може обчислюватися за допомогою максимальної імовірності правильного розпізнавання P , що визначається в обраному просторі діагностичних ознак побудованої моделі:

$$P = \sum_{i=1}^m L_i / \sum_{i=1}^m N_i \quad (1.35)$$

В задачах пошуку відхилень (несправностей) інформаційні моделі, які збудовано в різних системах ознак прийнято досліджувати за допомогою ROC-аналізу.

ROC-крива демонструє залежність кількості вірно класифікованих справжньо позитивних результатів (TP) з кількості невірно класифікованих помилково негативних результатів (FN). Так, ROC-крива встановлює компроміс між показниками чутливості Se та специфічності Sp .

Чутливість та специфічність обчислюються за такими виразами:

$$Se = 100\% TP / (TP + FN) \quad (1.36)$$

$$Sp = 100\% TN / (TN + FP) \quad (1.37)$$

де TP – число справжньо позитивних результатів, FN – число помилково негативних результатів, TN – кількість істинно негативних результатів, FP – кількість помилкових спрацьовувань.

1.6. Постановка задачі дослідження

ОРА — це динамічна система, що пов'язує напрямок погляду з рухами динамічного зорового аналізатора. Основним фактором, що сприяє інерції системи, є очна куля та позаочна система. Також, динаміка, характерна для ОРА обумовлена ланцюгом зворотного зв'язку, що реалізує взаємодію з мозком. Таким чином, ОРА може бути описаний динамічною моделлю у вигляді диференціальних або різницевих рівнянь. Вхідними даними ОД є рух зовнішнього зорового стимулу s . Вихідними даними об'єкта є отримані

напрями погляду у. Оскільки око може рухатися одночасно у горизонтальному та вертикальному напрямі, як вхідні, так і вихідні сигнали можна вважати двовимірними, що робить ОРА багатовимірною системою. При цьому припускається, що між горизонтальною та вертикальною складовими ОРА може існувати взаємодія.

Задача побудови моделі ОРА полягає у ідентифікації багатовимірної моделі: дві пари прямих м'язів (входи об'єкту) забезпечують рух ока вгору-вниз, вправо-вліво, а також різні їх комбінації (рис. 1.7).

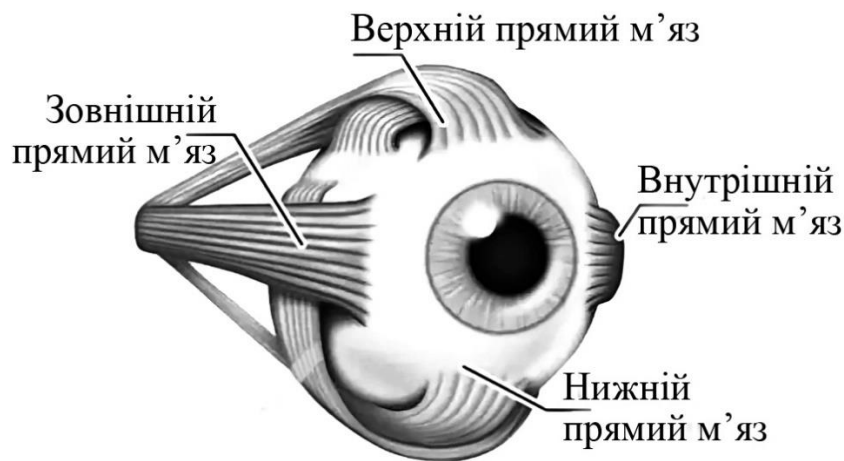


Рис. 1.7 – Прямі м'язи ока

Задача побудови непараметричної моделі ОРА ускладнюється наступними факторами:

- ОРА являють собою складний багатовимірний об'єкт;
- ОРА є об'єктом з нелінійними та динамічними характеристиками;
- ОРА функціонують у широкому діапазоні зовнішніх умов, при наявності перешкод навколишнього середовища і збурюючих впливів;
- використання тестових імпульсних збуджуючих сигналів для проведення експерименту «вхід–вихід» з подальшою активною ідентифікацією ОРА є шкідливими або, навіть, неприпустимими;
- для забезпечення достовірного діагностування станів ОРА необхідно забезпечити високу точність ідентифікованої моделі об'єкту.

На основі аналізу наведених факторів моделювання нелінійних динамічних об'єктів в умовах практики встановлено наступні проблеми.

1. Для ОРА людини шкідливим або неприпустимим є використання тестових збуджуючих вхідних сигналів у вигляді імпульсних послідовностей для проведення експерименту «вхід–вихід»;

2. Використання існуючих методів ідентифікації не задовольняє сучасним вимогам до точності отриманих результатів та швидкості їх обробки. Причина в тому, що функціонування ОРА відбувається у розширеному діапазоні зовнішніх умов, при наявності перешкод навколишнього середовища та великої кількості збурюючих впливів.

3. В результаті активної ідентифікації нелінійних динамічних ОРА отримано непараметричні моделі великої розмірності. Такі моделі забезпечують підвищення точності моделі ОД, але негативно впливає на швидкість процесу ідентифікації в ІС.

Для вирішення проблеми, означеної у п.1 необхідно розробити метод непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів типу «чорний» ящик за допомогою БПФ, отриманих за даними активного експерименту «вхід–вихід» з використанням вхідних ступінчастих тестових сигналів.

Для вирішення проблеми, означеної у п.2, необхідно розробити спеціальні прийоми отримання ПС, БВФ або БПФ з відгуку об'єкту. Відомі підходи до такої декомпозиції не задовольняють вимогам до точності оцінки ПС. Тому, процес ідентифікації призводить до неприпустимо великих похибок при визначенні БВФ та БПФ на основі експериментальних даних. Вирішення цього питання пов'язано з розробкою методів непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів типу «чорний» ящик на основі БВФ та БПФ в часовій області. Це забезпечує потрібну точність обчислення ПС, БВФ та БПФ на основі експериментальних даних.

Для вирішення проблеми, означеної у п.3, потрібно розробити методи побудови вторинних моделей, які мають суттєво меншу розмірність (редукція інформаційних моделей).

1.7. Висновки за розділом

На основі проведених досліджень отримано наступні результати.

За результатами аналізу виділених задач, сформульована загальна проблема побудови математичних моделей нелінійних динамічних об'єктів живої природи на основі непараметричних моделей у вигляді БВФ та БПФ.

Встановлено, що в спеціальній літературі недостатньо повно розглянуті теоретичні та практичні задачі, пов'язані з ідентифікацією математичних моделей у вигляді БВФ та БПФ, які отримано за результатами активного експерименту «вхід-вихід» шляхом обробки спотворених завадами відгуків об'єкта на тестові детерміновані вхідні сигнали.

Проведено критичний аналіз проблеми ідентифікації моделей неперервних нелінійних динамічних об'єктів в ІС і системах діагностування, що дозволяє обґрунтувати підхід до побудови інтегральних непараметричних динамічних моделей на основі БВФ та БПФ для опису біоінженерних об'єктів, що забезпечує точність моделювання в умовах зміни режимів функціонування або області використання.

Виконано аналіз сучасного стану методів редукції неперервних моделей, що дає можливість обґрунтувати підхід до побудови вторинних моделей істотно меншої розмірності за допомогою процедури інформаційної оптимізації отриманих інформаційних моделей.

На основі наведеного визначено мету і задачі дослідження.

Метою роботи є підвищення точності та швидкості при реалізації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату у вигляді інтегростепеневих рядів Вольтерри шляхом розробки ефективного методу ідентифікації цих моделей та реалізації запропонованого методу як інформаційної технології моделювання, що є складовою частиною інформаційної системи.

Для досягнення мети дослідження поставлено і розв'язано такі **задачі**:

– здійснити аналіз існуючих методів ідентифікації неперервних нелінійних динамічних об’єктів і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо побудови інтегральних непараметричних динамічних моделей на основі БВФ та БПФ для опису ОРА людини;

– здійснити аналіз сучасного стану методів редукції інформаційних моделей і обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо зниження розмірності моделей на основі кореляційних методів фільтрації;

– розробити метод непараметричної ідентифікації ОРА на основі БПФ за результатами даних активного експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових поліімпульсних і багатоступінчастих сигналів із забезпеченням прийнятної точності моделей;

– розробити інформаційну технологію ідентифікації нелінійних динамічних об’єктів, що ґрунтується на описі ОРА на основі непараметричних динамічних моделей у вигляді БВФ та БПФ, редукції збудованих моделей на основі кореляційних методів фільтрації;

– застосувати розроблений метод та засоби інформаційної технології ідентифікації неперервних нелінійних об’єктів для побудови непараметричних динамічних моделей ОРА.

Вирішенню означених задач присвячено наступні розділи.

РОЗДІЛ 2

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ ЗА ДАНИМИ ЕКСПЕРИМЕНТУ «ВХІД–ВИХІД»

Ідентифікація моделі нелінійного динамічного об'єкта у вигляді БВФ полягає у підборі певних тестових впливів $x(t)$ і розробці алгоритму, який би за отриманими вихідними сигналами $y(t)$ об'єкту зміг би оцінити ПС $y_n[x(t)]$ моделі, що будеться. На основі отриманих ПС визначаються БВФ $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ при моделюванні об'єктів в часовій області.

Задача ідентифікації є зворотньою задачею. Звісно, що при вирішенні зворотніх задач виникають великі обчислювальні труднощі, з огляду на некоректність постановки задачі [73].

Рішення, які отримують в результаті ідентифікації, найчастіше, виявляються нестійкими до дії завад, які домішуються до вихідних даних та спотворюють виміри відгуків ідентифікованого об'єкта.

Існуючі методи експериментального визначення БВФ в часовій області [106, 122, 123], застосовують тестові імпульсні або східчасті сигнали. Такі методи мають прості алгоритми обробки інформації та невеликий час вимірювання і генерування тестових сигналів. Але низька завадостійкість методів детермінованою ідентифікації істотно обмежує використання їх в реальних експериментах через присутність завад у вимірних відгуках. Це породжує потребу в нових способах ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів, з використанням детермінованих тестових впливів, позбавлених означених недоліків.

У даному розділі наведені результати вдосконалення методів детермінованої ідентифікації нелінійних динамічних моделей у часовій області у вигляді БВФ та БПФ. Для оцінки БВФ та БПФ в часовій області використовуються певні послідовності вхідних тестових імпульсних та ступінчастих сигналів. Виконано дослідження ефективності (точності

моделювання, завадостійкості та швидкодії процедури ідентифікації) розроблених обчислювальних алгоритмів методів детермінованої ідентифікації.

2.1. Визначення перетинів багатовимірних перехідних функцій з використанням тестових ступінчастих входних сигналів у часовій області

Результатом процедури ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів є непараметричні моделі з великим обсягом первинної ідентифікаційної інформації. Для зменшення обсягу цієї інформації та суттєвого спрощення математичного опису об'єкта опис об'єкта здійснюється за допомогою перетинів багатовимірних моделей.

Якщо входний тестовий сигнал $x(t)$ являє собою функцію Хевісайда (одиничну сходинку) $\theta(t)$, в результаті процедури ідентифікації можна отримати перехідну функцію першого порядку $\hat{h}_1(t)$ і діагональні перетини багатовимірної перехідної функції n -го порядку $\hat{h}_n(t, \dots, t)$, $n=2, \dots, N$.

Для оцінки піддіагональних перетинів перехідної функції n -го порядку ($n \geq 2$) на нелінійний динамічний об'єкт подається n тестових впливів у вигляді східчастих сигналів із заданими інтервалами та різними амплітудами [109, 111]. Після певної обробки виміряних відгуків з'являються піддіагональні перетини n -вимірних перехідних функцій $h_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n)$, які є n -мірними інтегралами від ядер n -го порядку $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$. Для випадку одновимірного об'єкта n -вимірні БПФ n -го порядку $\hat{h}_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n)$ визначаються за виразом:

$$h_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) = \int_0^\infty \dots \int_0^\infty w_n(t - \tau_1 - \lambda_1, \dots, t - \tau_n - \lambda_n) d\lambda_1 \dots d\lambda_n \quad (2.1)$$

Для опису об'єкта з багатьма входами і багатьма виходами у часовій області використовується багатовимірна послідовність БВФ. Для випадку багатовимірного об'єкта піддіагональні перетини БПФ n -го порядку $\hat{h}_{i_1 \dots i_n}^j(t -$

$\tau_1, \dots, t-\tau_n$) представляють собою n -вимірні інтеграли від БВФ n -го порядку $w_{i_1 \dots i_n}^j(\tau_1, \dots, \tau_n)$:

$$h_{i_1 \dots i_n}^j(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n) = \int_0^\infty \dots \int_0^\infty w_{i_1 \dots i_n}^j(t-\tau_1-\lambda_1, \dots, t-\tau_n-\lambda_n) d\lambda_1 \dots d\lambda_n \quad (2.2)$$

В даному розділі пропонується метод визначення перетинів n -вимірних перехідних функцій для нелінійних динамічних об'єктів з одним входом і одним виходом на основі (2.1) та об'єктів з багатьма входами і багатьма виходами на основі (2.2) в часовій області.

Вирішення проблеми використання вхідних імпульсних сигналів в умовах практики при організації та проведенні експерименту «вхід–вихід» здійснюється за допомогою наступних тверджень, сформульованих в роботі.

Твердження 1. Нехай вхідні тестові сигнали предстеляються суммою k складових: ступінчастих сигналів $x_k(t) = a\theta(t-\tau_k)$ з амплітудою a і зсувом у часі t на $\tau_1, \dots, \tau_k$ ($\tau_k \geq 0$), де $k=1, 2, \dots, n$. Тоді, для об'єкта з одним входом і одним виходом оцінка перетину перехідної функції n -го порядку в часовій області визначається наступним виразом:

$$\hat{h}_n(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n) = (n!a^n)^{-1} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n}=0}^1 (-1)^{n+\sum_{k=1}^n \delta_{\tau_k}} y(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n}), \quad (2.3)$$

де $y(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_n})$ – відгук об'єкта в момент часу t при дії на вході багатоступінчастого сигналу; якщо $\delta_{\tau_k}=1$, то вхідний вплив містить ступінчастий сигнал зі зсувом на τ_k , при $\delta_{\tau_k}=0$ – ступінчастий сигнал відсутній.

Доказ формального співвідношення для оцінки багатовимірних перехідних функцій для об'єкта з одним входом і одним виходом: модель тестового багатоступінчастого сигналу, яка складається не більше, ніж з k ($k \leq m$) східчастих функцій Хевісайда з амплітудами a , із зсувом τ_i , має вигляд:

$$x(t) = \sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i} a \theta(t - \tau_i) \quad (2.4)$$

де δ_{τ_i} — кількість східчастих функцій і часовий зсув в тестовому багатоступінчатому сигналі: якщо $\delta_{\tau_i} = 1$, то в сигналі діє ступенева функція зі зсувом за часом на τ_i , якщо $\delta_{\tau_i} = 0$, то в сигналі відсутня відповідна ступенева функція.

Підстановка в (1.2) виразу (2.4) дає опис відгуку об'єкта:

$$y(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}) = \sum_{n=1}^N a^n \sum_{j_1, \dots, j_n=1}^m \prod_{k=1}^n \delta_{\tau_{j_k}} h_n(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_n}). \quad (2.5)$$

Після підстановки виразу (2.5) в (2.3)

$$\begin{aligned} \hat{h}_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m) &= \frac{(-1)^m}{m!} \sum_{n=1}^{\infty} a^{n-m} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}=0}^1 \sum_{j_1, \dots, j_n=1}^m (-1)^{\sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i}} \times \\ &\times \prod_{k=1}^n \delta_{\tau_{j_k}} h_n(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_n}) \\ \sigma_m &= \frac{(-1)^m}{m!} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}=0}^1 (-1)^{\sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i}} \sum_{j_1, \dots, j_m=1}^m \prod_{k=1}^m \delta_{\tau_{j_k}} h_m(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_m}), \text{ при } n=m. \end{aligned} \quad (2.6)$$

В (2.6) суму по $j_1, \dots, j_m$ можна представити у вигляді

$$\sum_{j_1, \dots, j_m=1}^m = \sum_{\substack{j_1, \dots, j_m=1 \\ j_1 \neq \dots \neq j_m}}^m + \sum_{\substack{j_1, \dots, j_m=1 \\ j_p = j_q}}^m \quad (2.7)$$

де p і q — значення з множини $\overline{1, m}$, $p \neq q$.

Результати підсумовування в (2.6) по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$, застосовані до першого оператора підсумовування по $j_1, \dots, j_m$ при $j_1 \neq \dots \neq j_m$ (2.7), з урахуванням виразу $h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m)$ для симетричних перехідних функцій, тотожно рівні:

$$\sigma'_m = \frac{(-1)^{2m}}{m!} m! h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m) = h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m). \quad (2.8)$$

Результати підсумовування в (2.6) по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$, застосованого до другого оператора підсумовування по $j_1, \dots, j_m$ при $j_p = j_q$ (2.7), тотожно рівні:

$$\sigma_m'' = \frac{(-1)^m}{m!} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}=0}^1 (-1)^{\sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i}} \sum_{\substack{j_1, \dots, j_m=1 \\ j_p=j_q}}^m \prod_{k=1}^m \delta_{\tau_{j_k}} h_m(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_m}) = 0. \quad (2.9)$$

де суму по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$ можна записати у вигляді:

$$\sum_{\delta_{\tau_{k_1}}, \dots, \delta_{\tau_{k_r}}=0}^1 (-1)^{\sum_{g=1}^r \delta_{\tau_{k_g}}} \sum_{\delta_{\tau_{l_1}}, \dots, \delta_{\tau_{l_s}}=0}^1 (-1)^{\sum_{h=1}^s \delta_{\tau_{l_h}}} \prod_{h=1}^s \delta_{\tau_{l_h}} \quad (2.10)$$

тут $\delta_{\tau_{k_1}}, \dots, \delta_{\tau_{k_r}}$ — елементи з множини $\{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}\}$, що не належать до добутку

$$\prod_{h=1}^s \delta_{\tau_{l_h}}; \quad r + s = m, \quad k_1 \neq \dots \neq k_r \neq l_1 \neq \dots \neq l_s \in \overline{1, m}.$$

Так як

$$\sum_{\delta_1, \dots, \delta_n=0}^1 (-1)^{\sum_{i=1}^n \delta_i} = 0, \quad (2.11)$$

доводиться методом математичної індукції, то $\sigma_m'' = 0$ і $\sigma_m = \sigma_m'$.

З (2.8) випливає наступне:

$$\sigma_m = h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m). \quad (2.12)$$

Твердження 2. Нехай вхідні тестові сигнали представляються комбінацією k складових: ступінчастих сигналів $x_{i_k}(t) = a_{i_k} \theta(t - \tau_k)$ і зсувом у часі t на $\tau_1, \dots, \tau_k$, ($\tau_k \geq 0$), де $k=1, 2, \dots, n$, які діють на входах $i_1, \dots, i_n$ з амплітудами a_{i_k} ($i_k=1, 2, \dots, v$). Тоді, для об'єкта з v входами і μ виходами, оцінка перетину перехідної функції n -го порядку в часовій області визначається наступним виразом:

$$\hat{h}_{i_1 \dots i_n}^j(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) = (n! \prod_{k=1}^n a_{i_k})^{-1} \sum_{\delta_{\tau_1}^{i_1}, \dots, \delta_{\tau_n}^{i_n}=0}^1 (-1)^{n + \sum_{k=1}^n \delta_{\tau_k}^{i_k}} y_j(t, \delta_{\tau_1}^{i_1}, \dots, \delta_{\tau_n}^{i_n}), \quad (2.13)$$

де $y_j(t, \delta_{\tau_1}^{i_1}, \dots, \delta_{\tau_n}^{i_n})$ — відгук ОД на j -му виході ($j=1, \dots, \mu$) в момент часу t при дії багатоступінчастих сигналів, причому, якщо $\delta_{\tau_k}^{i_k}=1$, то тестовий вплив на i_k -му

вході містить ступінчастий сигнал зі зсувом на τ_k , в іншому випадку, при $\delta_{\tau_k}^{i_k}=0$ – ступінчастий сигнал відсутній.

Доказ формального співвідношення для оцінки багатовимірних перехідних функцій для об'єкта з багатьма входами і виходами: модель тестового багатоступінчастого сигналу, яка складається не більше, ніж з i_k ($i_k \leq m$) східчастих функцій Хевісайда з амплітудами a , із зсувом τ_{ik} , має вигляд:

$$x(t) = \sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i} a \theta(t - \tau_i) \quad (2.14)$$

де δ_{τ_i} — кількість східчастих функцій і часовий зсув в тестовому багатоступінчастому сигналі: якщо $\delta_{\tau_i} = 1$, то в сигналі діє ступенева функція зі зсувом за часом на τ_i , при $\delta_{\tau_i} = 0$ — відповідна функція відсутня.

Підстановка в (1.2) виразу (2.14) дає опис відгуку об'єкта:

$$y(t, \delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}) = \sum_{n=1}^N a^n \sum_{j_1, \dots, j_n=1}^m \prod_{k=1}^n \delta_{\tau_{j_k}} h_n(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_n}). \quad (2.15)$$

Після підстановки виразу (2.15) в (2.3) суму по $j_1, \dots, j_m$ можна представити у вигляді (2.7). Результати підсумовування в (2.15) по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$, застосовані до першого оператора підсумовування по $j_1, \dots, j_m$ при $j_1 \neq \dots \neq j_m$ (2.15), з урахуванням виразу $h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m)$ для симетричних перехідних функцій, тотожно рівні:

$$\sigma'_m = \frac{(-1)^{2m}}{m!} m! h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m) = h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m). \quad (2.16)$$

Результати підсумовування в (2.6) по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$, застосованого до другого оператора підсумовування по $j_1, \dots, j_m$ при $j_p = j_q$ (2.7), тотожно рівні:

$$\sigma_m'' = \frac{(-1)^m}{m!} \sum_{\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}=0}^1 (-1)^{\sum_{i=1}^m \delta_{\tau_i}} \sum_{\substack{j_1, \dots, j_m=1 \\ j_p=j_q}}^m \prod_{k=1}^m \delta_{\tau_{j_k}} h_m(t - \tau_{j_1}, \dots, t - \tau_{j_m}) = 0. \quad (2.17)$$

де суму по $\delta_{\tau_1}, \dots, \delta_{\tau_m}$ можна записати у вигляді (2.10). З (2.17) випливає наступне:

$$\sigma_m = h_m(t - \tau_1, \dots, t - \tau_m). \quad (2.18)$$

Для процедури ідентифікації перехідних функцій другого порядку розроблено структурні схеми, які наведені на рис. 2.1 для об'єкту з одним входом і одним виходом та рис. 2.2 для об'єкту з двома входами і одним виходом.

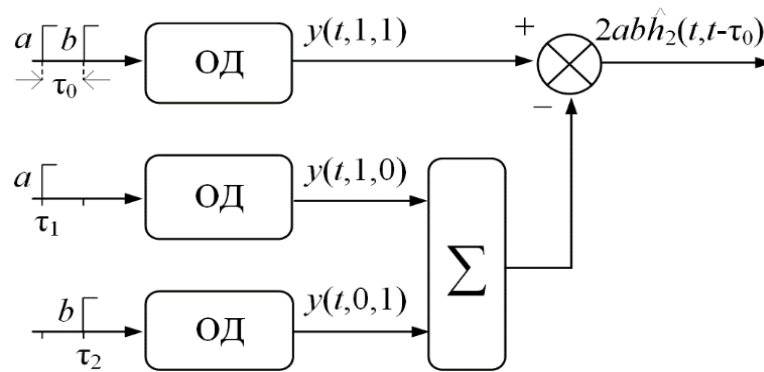


Рисунок 2.1 – Структурна схема ідентифікації перехідних функцій другого порядку для об'єкту з одним входом і одним виходом

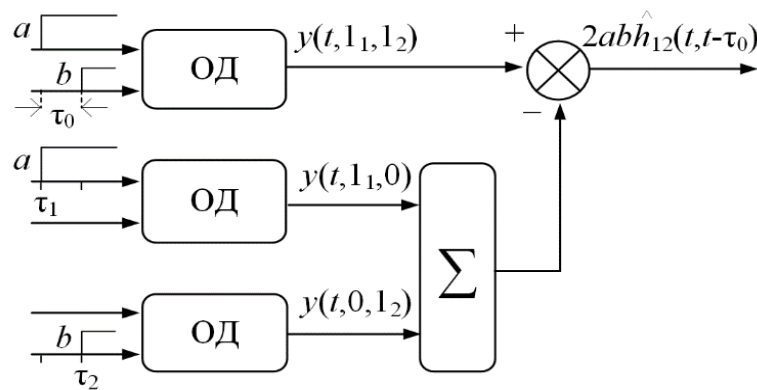


Рисунок 2.2 – Структурна схема ідентифікації перехідних функцій другого порядку для об'єкту з двома входами і одним виходом

Для визначення перетину перехідних функцій третього порядку для об'єкту з двома входами і одним виходом $\hat{h}_{112}(t, t - \tau_1, t - \tau_2)$, виконується

наступний алгоритм.

Шаг 1. Об'єкт випробовують за першим входом сходячкою одиничної амплітуди, що діють в моменти часу 0 і τ_1 . Об'єкт випробовують за другим входом сходячкою одиничної амплітуди, що діє в момент часу τ_2 .

Шаг 2. Вимірюються відповідні відгуки $y(t, 1_1, 0, 0)$, $y(t, 0, 1_1, 0)$ і $y(t, 0, 0, 1_2)$.

Шаг 3. Об'єкт випробовують двома сходячками: за першим входом в моменти часу 0 і τ_1 , за другим і другим входом в моменти часу 0 і τ_2 та в моменти часу τ_1 і τ_2 .

Шаг 4. Вимірюються відповідні відгуки $y(t, 1_1, 1_1, 0)$, $y(t, 1_1, 0, 1_2)$ і $y(t, 0, 1_1, 1_2)$.

Шаг 5. З відгуку об'єкту на три сходячки, з яких дві діють на першому вході в моменти часу 0 і τ_1 та одна сходячка діє на другому вході в момент часу τ_2 , віднімаються відгуки об'єкта на окремі тестові сходячки. Результат підсумовується з відгуками об'єкта на входні впливи, які складаються з двох сходячок.

Зміна τ_1 і τ_2 , дає можливість знаходити різні перетини $\hat{h}_3(t_1, t_2, t_3)$, по яким можна визначити функцію трьох змінних – перехідну функцію третього порядку.

Структурна схема процедури ідентифікації БПФ третього порядку для об'єкта з двома входами і одним виходом наведена на рис. 2.3.

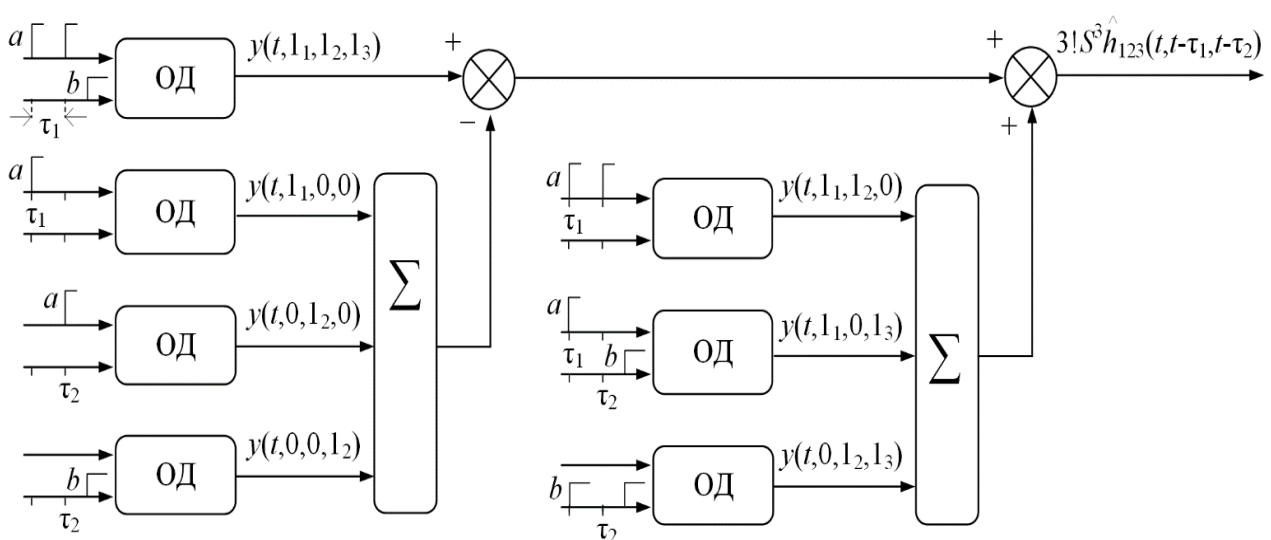


Рисунок 2.3 – Структурна схема ідентифікації перехідних функцій третього порядку для об'єкта з двома входами і одним виходом

Для визначення перетину ПФ третього порядку для НДС з двома входами і двома виходами використовується структурна схема, яка наведена на рис. 2.4.

Співвідношення (2.3) та (2.4) представляють обчислювальний метод визначення багатовимірних ПФ для ОД на основі даних експериментальних досліджень «вхід–вихід».

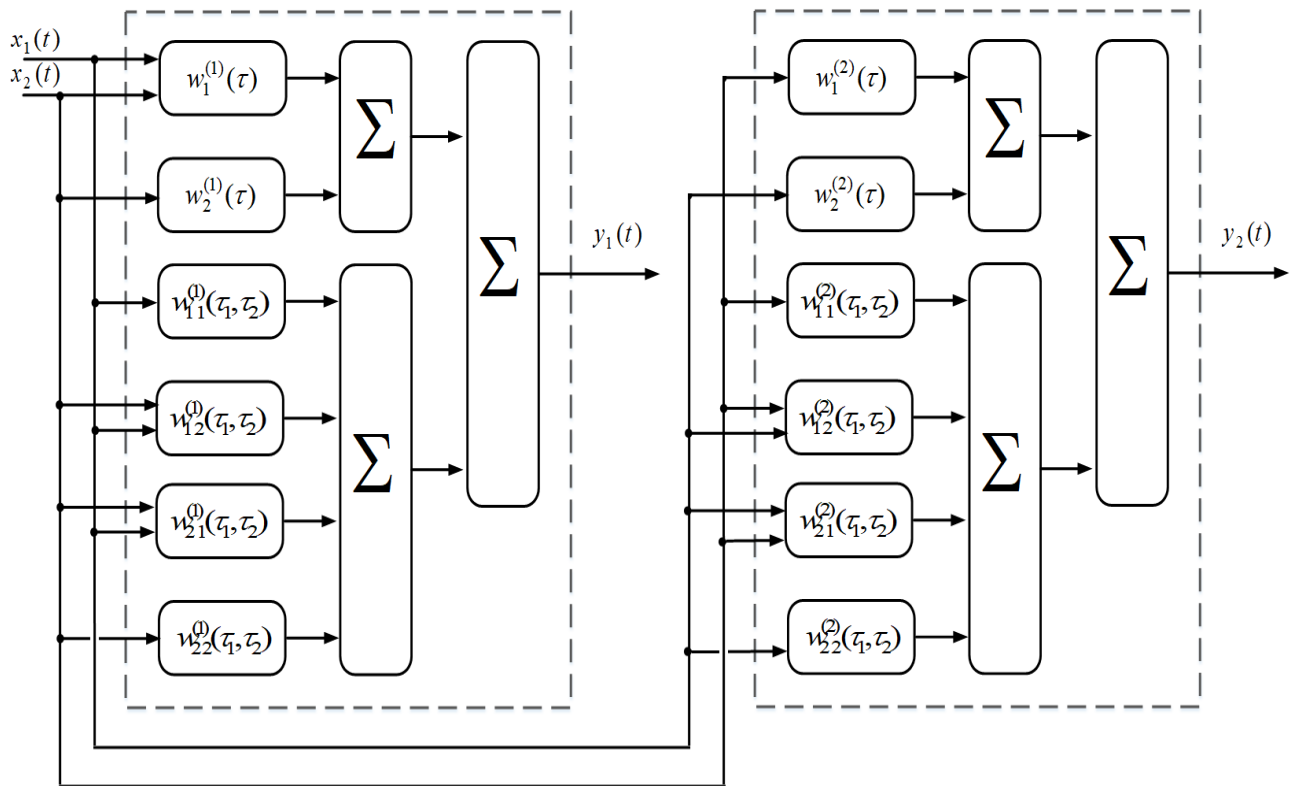


Рисунок 2.4 – Структурна схема ідентифікації перехідної функції третього порядку для об'єкта з двома входами і двома виходами

Зміна значень τ_1 і τ_2 дає можливість оцінити перехідну функцію другого порядку $\hat{h}_2(t-\tau_1, t-\tau_2)$, що є функцію від змінної t – перетин поверхні $\hat{h}_n(t_1, t_2)$ площиною під кутом 45° до осей t_1 і t_2 , зі зсувом по осі t_1 на величину $\tau_0 = \tau_2 - \tau_1$. Зміні значення τ_0 , приводить до отримання різних перетинів $\hat{h}_2(t, t-\tau_0)$, за якими можна відновити всю поверхню $\hat{h}_n(t_1, t_2)$.

Шляхом розвитку методу непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів у вигляді БПФ з використанням вхідних тестових ступінчастих сигналів розроблено обчислювальні методи для одновимірних

об'єктів (з одним входом та одним виходом), а також для багатовимірних об'єктів (з двома входами та двома виходами).

2.2. Обчислювальний метод непараметричної ідентифікації око-рухового апарату на основі багатовимірних перехідних функцій з використанням тестових ступінчастих сигналів

На основі наведених в п.2.1. тверджень розроблено метод непараметричної ідентифікації ОРА на основі БПФ з використанням вхідних тестових ступінчастих сигналів. Обчислювальний метод полягає в наведеній послідовності дій.

Крок 1. На вхід ОРА подається тестовий сигнал $x(t)$ у вигляді функції Хевісайда $\theta(t)$. В результаті ідентифікації отримуємо перехідну функцію першого порядку $\hat{h}_1(t)$.

Крок 2. Для отримання піддіагональних перетинів перехідних функцій n -го порядку $\hat{h}_n(t, \dots, t)$ ($n \geq 2$) ОРА піддається впливу n тестових ступінчастих сигналів у вигляді функції Хевісайда $a\theta(t-\tau_i)$ з заданими амплітудою a і різними зсувами у часі τ_i .

Крок 3. За виразом (2.3) для моделі ОРА з одним входом і одним виходом або за виразом (2.4) для моделі ОРА з багатьма входами і багатьма виходами на основі експериментальних даних «вхід-вихід» обчислюються піддіагональні перетини перехідних функцій n -го порядку ($n \geq 2$).

Розроблений метод винесено на захист як п.2 наукової новизни.

Обчислювальний метод непараметричної ідентифікації моделі ОРА з одним входом та одним виходом. Метод реалізується в наведеній нижче послідовності.

Крок 1. На вхід ОРА подаються тестові сигнали у вигляді функції Хевісайда $x_1(t) = a\theta(t)$ та $x_2(t) = 2a\theta(t)$. Вимірюються відповідні відгуки ОРА $y_1(t)$ і $y_2(t)$.

Крок 2. Обчислюються перехідна функція ОРА першого порядку $\hat{h}_1(t)$, та діагональний перетин перехідної функції ОРА другого порядку $\hat{h}_2(t,t)$ за виразами:

$$\hat{h}_1(t) \cong \frac{y_1(t)}{a}, \quad \hat{h}_2(t,t) \cong \frac{y_2(t) - 2y_1(t)}{2a^2}. \quad (2.19)$$

Крок 3. Відгуки моделі з одним входом та одним виходом з використанням перехідних характеристик ОРА першого і другого порядку для наближено можна виразити за допомогою співвідношення:

$$\hat{y}(t) = a\hat{h}_1(t) + 2a^2\hat{h}_2(t,t) \quad (2.20)$$

Обчислювальний метод непараметричної ідентифікації моделі ОРА з двома входами та двома виходами. Метод реалізується в наведеній нижче послідовності.

Крок 1. Для отримання відгуків на першому вході ОРА на вхід об'єкту подаються тестові сигнали у вигляді функції Хевісайда $\{x_1 = a\theta(t), x_2 \equiv 0\}$ та $\{x_1 = 2a\theta(t), x_2 \equiv 0\}$. Вимірюються відповідні відгуки по першому входу ОРА $y_a^{(1)}(t)$ і $y_{2a}^{(1)}(t)$.

Для отримання відгуків на другому вході ОРА на вхід об'єкту подаються тестові сигнали у вигляді функції Хевісайда $\{x_1 \equiv 0, x_2 = b\theta(t)\}$ і $\{x_1 \equiv 0, x_2 = 2b\theta(t)\}$. Вимірюються відповідні відгуки по другому входу ОРА $y_b^{(2)}(t)$ і $y_{2b}^{(2)}(t)$.

Крок 2. Перехідні функції першого порядку по першому входу $\hat{h}_1^{(1)}(t)$ та другому входу $\hat{h}_2^{(2)}(t)$ визначаються за виразами:

$$\hat{h}_1^{(1)}(t) = \frac{y_1^{(1)}(t)}{a}, \quad \hat{h}_2^{(2)}(t) = \frac{y_2^{(2)}(t)}{b}. \quad (2.21)$$

Крок 3. Перехідні функції другого порядку по першому входу $\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t)$ та по другому входу $\hat{h}_{22}^{(2)}(t,t)$: визначаються за відповідними виразами:

$$\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t) = \frac{y_{2a}^{(1)}(t) - 2y_a^{(1)}(t)}{2a^2}, \quad \hat{h}_{22}^{(2)}(t,t) = \frac{y_{2b}^{(2)}(t) - 2y_b^{(2)}(t)}{2b^2}. \quad (2.22)$$

Крок 4. Перехідна функція другого порядку по першому і другому входам $\hat{h}_{12}^{(j)}(t,t)$ під дією входних впливів $\{x_1=a\theta(t), x_2=b\theta(t)\}$, $\{x_1=a\theta(t), x_2\equiv 0\}$ і $\{x_1\equiv 0, x_2=b\theta(t)\}$ визначаються за виразом:

$$\hat{h}_{12}^{(j)}(t,t) = \frac{y_{ab}^{(j)}(t) - y_a^{(j)}(t) - y_b^{(j)}(t)}{2ab}, j=1,2. \quad (2.23)$$

Крок 5. Відгуки моделі з двома входами і двома виходами з використанням перехідних характеристик ОРА першого і другого порядку наближено можна виразити за допомогою співвідношення :

$$\begin{aligned} \hat{y}_1(t) &= a\hat{h}_1^{(1)}(t) + a^2\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t) + ab\hat{h}_{12}^{(1)}(t,t) \\ \hat{y}_2(t) &= b\hat{h}_2^{(2)}(t) + 2b^2\hat{h}_{22}^{(2)}(t,t) + ab\hat{h}_{12}^{(2)}(t,t) \end{aligned} \quad (2.24)$$

Дослідження розроблених методів непараметричної ідентифікації нелінійних інерційних ОРА з одним входом та одним виходом, а також з двома входами та двома виходами на основі БПФ з використанням входних тестових сигналів у вигляді функції Хевісайда проведено в розділі 5. Отримані результати демонструють ефективність методу та його переваги: зменшення об'єму обчислень (підвищення швидкодії процесу ідентифікації) та підвищення точності моделювання ОРА.

2.3. Застосування вейвлет-фільтрації для згладжування результатів ідентифікації

В п. 1.3. згадується, що вихідний сигнал об'єкта, як правило, складається з двох частин: перша – $y(t)$, породжена входом $x(t)$; друга – $y_n(t)$ з'являється в результаті дії неконтрольованої перешкодою $n(t)$. Так, в реальних умовах відгук об'єкта ідентифікації $y(t)$ вимірюється з деякою погрішністю $n(t)$ і можна вважати, що результати вимірювань $z(t)$ представляють собою адитивну суміш:

$$z(t) = y(t) + n(t) \quad (2.25)$$

В роботі проводилися дослідження впливу похибки вимірювань на помилки оцінок БВФ і БПФ. У експериментальних дослідженнях рівні похибки

вимірювань становлять 1, 3 і 5% від максимального значення відгуків тестового об'єкта $\max_{t \in [0, T]} |y(t)|$, де T – час спостереження відгуку.

Очевидно, що практично працездатними можуть бути методи ідентифікації, які дозволяють зменшити вплив перешкод і отримати стійкі результати при обробці експериментальних даних.

Дієвим підходом до вирішення задачі згладжування оцінок БВФ і БПФ є видалення високочастотних складових з спектру цих сигналів. Відомо, що найкращим для практичного використання є швидке перетворення Фур'є. Проте у цього методу є суттєвий недолік. Швидке перетворення Фур'є добре локалізовано по частоті, але погано локалізовано за часом. Частково вирішує цю проблему віконне перетворення Фур'є. Згідно з цим методом проміжок часу, що розглядається, розділяється на ділянки – «вікна». Для кожного «вікна» застосовується перетворення Фур'є. Недоліком цього перетворення є постійний розмір «вікна». З цієї причини складно визначити найкращий розмір «вікна».

Для реалізації зазначеного підходу підвищення стійкості методу ідентифікації до діючих перешкод до обчислених оцінок БВФ і БПФ застосовуються процедури згладжування, засновані на вейвлет-перетвореннях [31, 36, 37, 52, 60, 83, 101]. Апарат вейвлет-перетворень позбавлений означених недоліків і тому отримав широке розповсюдження в задачах, що погано вирішуються за допомогою класичного Фур'є-аналізу.

Недоліками вейвлет-аналізу є відсутність у результатах вейвлет-перетворень будь-якого фізичного сенсу та складності інтерпретації вейвлет-спектра сигналу. Іншим недоліком є проблема високої варіативності вейвлет-спектра від виду обраної базової вейвлет-функції.

Коефіцієнти вейвлет-перетворень перетинів БВФ $w_k(t-\tau_1, \dots, t-\tau_k)$ порядку k обчислюються за формулою:

$$C(a, b) = \int_0^{\infty} w_k(t-\tau_1, \dots, t-\tau_k) a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.26)$$

де $\psi(t)$ – базовий вейвлет; a і b – відповідно параметри масштабу і зсуву вейвлета.

Так, вейвлет перетворенням функції $w_k(t - T_1, t - T_2, \dots, t - T_{k-1}, t)$ зводиться до знаходження набору коефіцієнтів:

$$C(a, b) = \{\mathbf{ca}, \mathbf{cd}\}, \quad (2.27)$$

де $\mathbf{ca}$ – вектор коефіцієнтів апроксимації розкладання (грубе наближення), $\mathbf{cd}$ – деталізують коефіцієнти розкладання.

Ще одною обчислювальною проблемою є те, що кожен коефіцієнт вейвлет-перетворення обчислюється за допомогою операції інтегрування, що породжує проблему обчислення великої кількості інтегралів з заданою точністю при жорстких часових обмеженнях, наприклад, при здійсненні операції ідентифікації моделі ОРА у режимі online.

Вирішити цю проблему дозволяє швидке вейвлет-перетворення [83, 101, 114]. Цей метод дозволяє обчислювати вейвлет- коефіцієнти без виконання операції інтегрування, використовуючи тільки алгебраїчні операції на основі згортки:

$$a_{j-1,k} = \sum_n \overline{h_n} a_{j,n+2k}, \quad (2.28)$$

$$d_{j-1,k} = \sum_n \overline{g_n} a_{j,n+2k}, \quad (2.29)$$

де h_n і g_n – фільтри вейвлетів, що використовуються.

Означені фільтри h_n і g_n складаються з безлічі коефіцієнтів, якщо відповідні вейвлети мають некомпактні носії. В цьому випадку формули згортки являють собою ряди, замість кінцевих сумм. Вимоги до високої швидкості роботи алгоритмів ідентифікації моделей спонукають використовувати кінцеві сумми, тобто обирати з вейвлети з компактними носіями.

Так, по-перше, необхідно обрати вейвлети, що характеризуються компактим носієм. По-друге, для отримання точного наближення вейвлет-розкладів до оригінального сигналу у вейвлет-функції необхідна наявність нульових моментів в достатній кількості.

Метод згладжування оцінок БВФ і БПФ на основі вейвлет-аналізу винесено на захист як п.4 наукової новизни.

Переваги вейвлет-аналізу також полягають в можливості вибору серед великої кількості вейвлетів необхідного базисної вейвлет-ункції. Вибір такого вейвлета визначається тим, які дані треба отримати з досліджуваного сигналу. Кожна базисна вейвлет-функція має характерні особливості застосування в частотному та часовому просторі. Успішність вирішення питання вибору базисної вейвлет-функції позначається на успішності застосування вейвлет-аналізу для задачі розкладання сигналу.

Для задачі згладжування обчислених оцінок БВФ і БПФ на основі вейвлет-аналізу основною властивістю безперервного вейвлет-перетворення є надмірність представлення сигналу і локальність сигналу [31, 114]. Це дозволять більш детально представляти локальні особливості сигналів і є корисними властивостями в задачах знаходження екстремумів сигналів при наявності завад. Тому доцільно шукати базову вейвлет-функцію, що найкраще передає положення точок екстремумів сигналу.

Означеним вимогам задовольняють декілька типів вейвлет-функцій. В роботі розглядаються біортогональні вейвлети, коефлети, вейвлети Добеши, сімлети, так як для згладжування результатів ідентифікації використовується бібліотека функцій PyWavelets, яка містить реалізацію цих функцій. Перелік базових вейвлет-функцій, які реалізовано в бібліотеці PyWavelets наведено в табл. 2.1.

Для визначення базового вейвлета $\psi(t)$, що забезпечує найкраще відновлення сигналу, виконано ряд експериментальних досліджень по перетворенню і реконструкції сигналів різних типів (коливальних і аперіодичних) з застосуванням означених вейвлетів різних порядків.

Результати досліджень по визначенню базового вейвлета $\psi(t)$, що забезпечує найкраще відновлення сигналу з застосуванням означених вейвлетів різних порядків представлені в табл. 2.2.

Таблиця 2.1 – Перелік вейвлет-функцій бібліотеки PyWavelets

Назва вейвлет-функції	Ім'я вейвлет-функції в бібліотеці
Daubechies:	'db1', 'db2', ... , 'db45'
Coiflets:	'coif1', ..., 'coif5'
Symlets:	'sym2', ..., 'sym8', ..., 'sym45'
Discrete Meyerwavelet:	'dmey'
Biorthogonal:	'bior1.1', 'bior1.3', 'bior1.5', 'bior2.2', 'bior2.4', 'bior2.6', 'bior2.8', 'bior3.1', 'bior3.3', 'bior3.5', 'bior3.7', 'bior3.9', 'bior4.4', 'bior5.5', 'bior6.8'
Reverse Biorthogonal:	'rbio1.1', 'rbio1.3', 'rbio1.5', 'rbio2.2', 'rbio2.4', 'rbio2.6', 'rbio2.8', 'rbio3.1', 'rbio3.3', 'rbio3.5', 'rbio3.7', 'rbio3.9', 'rbio4.4', 'rbio5.5', 'rbio6.8'.

На прикладі базової функції *coif* здійснено вейвлет- згладжування обчислених оцінок БВФ і БПФ. Формат визову функції наведено опис визову функції з бібліотеки PyWavelets наведено нижче:

$[x_{den}, coeff_{den}, struct_{den}] = \mathbf{coif}(x, criteria, soft_{hard}, scaling, lev, 'wname')$ (2.30)
де *coeffs* – змінна, яка задає вектор коефіцієнтів розкладання сигналу; *struct* – змінна, яка задає структуру коефіцієнтів розкладання в даному векторі; *x* – вектор, що містить вхідний сигнал; *criteria* – функція, яка задає правило розрахунку порога останова; *soft**hard* – ознака порогової обробки, яка задає м'який або жорсткий вид трешолдінга; *scaling* – змінна, яка визначає спосіб обчислення порога з перерахуванням для кожного з рівнів розкладання вхідного сигналу; *lev* – глибина розкладання вхідного сигналу; *wname* - ім'я базової вейвлет-функції.

Таблиця 2.2 – Результати досліджень по перетворенню і реконструкції аперіодичних сигналів з використанням вейвлетів різних видів

Вейвлет	Порядок	Середньоквадратична помилка відновлення сигналу, $\epsilon \times 10^{-2}$	
		апериодичного	коливального
Біортогональний	1	32	29
	2	16	23
	3	5	14
	4	9	7
	5	17	15
Коіфлет	1	16	28
	2	20	20
	3	10	10
	4	6	4
	5	37	18
Добеші	1	25	28
	2	7	23
	3	3	14
	4	13	7
	5	20	23
Сімлет	1	190	28
	2	50	20
	3	50	10
	4	70	4
	5	20	28

2.4. Висновки за розділом

У даному розділі розроблено новий метод детермінованої непараметричної ідентифікації багатовимірних нелінійних динамічних ОРА, що розглядаються як «чорний» ящик. Моделі будуються на основі БПФ, отриманих за даними активного експерименту «вхід–вихід» з використанням вхідних тестових сигналів у вигляді східчастих функцій Хевісайда.

Наведено базові залежності (2.3) та (2.4) для розробки обчислювальних

алгоритмів, що реалізують розроблений метод ідентифікації. Наведено обчислювальний метод непараметричної ідентифікації моделі ОРА з одним входом та одним виходом та моделі ОРА з двома входами та двома виходами.

Перевагою розробленого методу ідентифікації ОРА у порівнянні з існуючими методами є спрощений алгоритм генерації вхідних тестових сигналів та простота обробки відгуків, отриманих в результаті експерименту. Це надає можливість мінімізувати методичні похибки та підвищити точність моделювання, зменшити обчислювальну складність методу та підвищити оперативність ідентифікації ОРА.

Для підвищення стійкості методу ідентифікації виконується згладжування оцінок БВФ і БПФ на основі вейвлет-аналізу.

Матеріали розділу відображені в публікаціях [20, 44, 137, 139, 140].

РОЗДІЛ 4

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ

Успішне вирішення задачі ідентифікації моделей пов'язано з вирішенням цілої низки супутніх проблем. Так в процесі ідентифікації часто стає питання вибору структури моделі, що будується (який порядок моделі обрати, щоб забезпечити наперед задану точність моделювання), при використанні моделей Вольтерри стає питання вибору інформативних перетинів БПФ та БВФ, при великих розмірах первинної ідентифікаційної інформації актуальним є питання редукції моделей. Більшість цих задач на практиці вирішуються за допомогою емпіричних методів з використанням результатів численних експериментів. Організація експериментів, генерація вхідних даних, реєстрація та зберігання вихідної інформації тощо породжує багатокрітеріальну задачу інформаційної оптимізації процесу ідентифікації та отриманих в результаті моделей [35, 84, 100, 117].

На практиці ця задача зводиться до спрямованого перебору довільних рішень і пошуку такого, яке забезпечує найбільшу точність і швидкодію ідентифікації в класі моделей, що розглядається.

Для ефективного вирішення цієї задачі оптимізації необхідно розробити ІТ ідентифікації непараметричних динамічних моделей ОРА. ІТ ідентифікації непараметричних динамічних моделей ОРА повинна вирішувати задачу побудови моделі ОРА в межах дії обмежень на точність моделювання та швидкодію процесу ідентифікації (критерії інформаційної оптимізації процесу ідентифікації).

Розробці такої ІТ ідентифікації непараметричних динамічних моделей нелінійних інерційних ОРА присвячено даний розділ.

3.1. Редукція непараметричних динамічних моделей

Ефективним засобом представлення нелінійних і динамічних характеристик об'єкту у вигляді вектора дискретних ознак $\mathbf{x}$ є параметризація безперервних нелінійних і динамічних моделей об'єктів $f(t)$. При параметризації результатів ідентифікації – неперервних функцій БВФ $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$ і БПФ $h_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$, вони представляються вектором ознак $\mathbf{x}_k = (x_{1k}, \dots, x_{nk})'$ – дискретними моделями. Дискретні ознаки можна отримати шляхом попереднього перетворення $T_j: Z[a, b] \rightarrow \mathbb{R}^n$, ($j=1, \dots, n$): $x_{jk} = T_j(w_k(\tau_1, \dots, \tau_k))$; де $Z[a, b]$ – простір дійсних безперервних функцій, які визначені на інтервалі $[a, b]$; a, b – деякі дійсні межі інтервалу. В якості оператора попереднього перетворення T_j можна використовувати ортогональні і інтегральні перетворювання БВФ і БПФ в вектори коефіцієнтів базисних функцій.

В практичних застосуваннях в якості попереднього перетворення T_j застосовується оператор дискретизації:

$$x_j = f(t_j), t_j = j\Delta t, \quad (3.1)$$

де Δt — шаг дискретизації.

Так, в якості параметризованих (дискретних) моделей відгуків об'єкту використовується сімейство часових характеристик $\mathbf{Y}_k$ – вибірка відліків вихідних сигналів $y(t)$ із заданою дискретністю.

Так, в якості параметризованих моделей БВФ об'єкту використовується сімейство часових характеристик $\mathbf{V}_k$ – вибірка відліків діагональних перетинів БВФ $w_k(t-\tau_1, \dots, t-\tau_k)$ моделей (1.9) або (1.15) порядку $k=1, \dots, n$ із заданою дискретністю.

3.1.1. Підходи до редукції непараметричних динамічних моделей.

Сучасні інформаційно-вимірювальні системи, що входять до складу ІС здатні робити сотні вимірювань відгуків ОРА в секунду. Це дозволяє забезпечити

повноту первинної ідентифікаційної інформації. Але при цьому результати вимірів мають безліч надлишкових даних.

Відомим фактом є твердження, що цінність різних ділянок відгуків ОРА для процедури діагностування (діагностична цінність) різна. У роботах [6, 7, 30, 131, 13] показано, що найбільш цінними ділянками відгуків об'єкта, як правило, є інтервали, на яких зусереджено найбільшу енергію сигналу. З огляду на вище сказане, використання оператора дискретизації сигналів для формування дискретної моделі є мало ефективною технікою.

Вибір тієї чи іншої сукупності ознак (відліків) робить вирішальний вплив на точність моделі об'єкту. Коли вибрані параметри повно відображають внутрішню структуру об'єкта моделювання, основна маса об'єктів відіб'ється в просторі цих параметрів у вигляді щільної множини точок. Об'єктам з індивідуальними особливостями структури будуть відповідати точки, що знаходяться на відстані від щільної множини точок, якій відповідають основну масу об'єктів.

Вирішення задачі вибору (скорочення) сукупності ознак дискретної моделі може бути досягнуто двома шляхами. Перший шлях заснований на оцінці інформативності різних систем ознак. У дисертації, ефективність обраного набору ознак оцінюється за результатами рішення допоміжної задачі класифікації об'єктів за допомогою побудованого методом максимальної правдоподібності вирішального правила. Набори ознак, для яких критерій якості класифікації замалий, не розглядаються, і в якості системи ознак вибирається набір, для якого додавання будь-якої нової ознаки не збільшує або збільшує незначно його інформаційну цінність. Коли ознаки статистично незалежні одна від одної, систему ознак можна сформувати за допомогою розрахунку інформативності кожного параметра вектора і відкидання певної кількості з них, що мають найменшу інформативність. Така процедура формування вектору ознак не змінює значення самих ознак, а тільки зменшує їх кількість.

Інший шлях вирішення завданні редукції неперервної моделі – стиснення діагностичної інформації, що полягає в використанні оптимального, в певному

сенсі, перетворення $\mathbf{A}$ простору векторів вимірювань $\mathbf{X}$ розмірністю n в простір зображень меншої розмірності $\mathbf{Y}$ (розмірністю $m < n$). В якості такого перетворення може застосовуватися вейвлет-перетворення і розкладання по базису ортогональних функцій, наприклад, розкладання Карунена-Лоєва. На відміну від наведеного вище методу формування вектору ознак в цьому випадку нові ознаки стають відірваними від свого фізичного сенсу і мають тільки абстрактне значення.

Цей підхід до скорочення розмірності моделей об'єктів полягає в заміні реальної функції, що описує нелінійні динамічні властивості об'єкта, іншою функцією нижчого порядку. Спрощення повинно проводитися так, щоб сумарне значення енергії сигналу, моментів або інших інтегральних характеристик, що оцінюються на інтервалі спостереження процесу, змінювалися в невеликих межах [36, 42, 60].

Редукуванню математичних моделей об'єктів присвячено багато робіт, серед яких публікації [27, 59, 64, 76]. Але, на практиці, використання аналітичних підходів до зменшення розмірностей моделей не користується популярністю через складність апарату математичних перетворень.

З практичної точки зору, ефективними методами вирішення задачі редукування моделі об'єкта є методи на основі оцінки інформативності окремих ознак, що відносяться до першої групи. Найпоширеніші методи зменшення розмірності моделей цього типу можна розділити на наступні три категорії [29, 65, 77]: методи фільтрації ознак, методи обгортки і вбудовування ознак.

Фільтрації ознак. Зниження розмірності моделей на основі фільтрації ознак полягає в обчисленні певних критеріїв інформативності [53, 64, 80] та ранжуванні ознак на їх основі. Ці методи забезпечують швидкі і точні результати, що є важливим при онлайн обробці експериментальних даних.

Методи обгортки ознак дозволяють будувати моделі та здійснювати їх оцінку з використанням алгоритму навчання ІС, що застосовується в процесі моделювання [79, 81, 129]. Перевагою цього підходу є те, що він враховує зв'язки між ознаками і дозволяє формувати найбільш цінні поєднання ознак. Недоліком

методів обгортки ознак є висока обчислювальна складність, що зростає при збільшенні кількості ознак, що розглядаються [29, 64].

Методи вбудовування ознак полягають в відборі найкращих поєднань ознак в процесі навчання [29, 129]. Обчислювальна складність таких методів менша за методи обгортки, але більша за методи фільтрації. Обмеженням методів вбудовування є залежність вибору моделі об'єкта від припущення щодо виду моделі, яке робить класифікатор і є непридатним для інших класифікаторів.

В результаті викладеного можна зробити висновок, що для швидкої обробки великих обсягів даних доцільно застосовувати методи фільтрації ознак у вигляді відліків відгуків об'єкту. Алгоритм застосування методу фільтрації складається з двох етапів.

Етап 1. На основі множини ознак знайти найбільш цінну підмножину ознак (відкинути ознаки, що не несуть цінної інформації).

Етап 2. Здійснити вибір оптимальної з точки зору моделювання підмножини ознак методом обгортки — локальний пошук підмножини ознак.

Цей підхід добре масштабується на набори даних великого об'єму.

Методи фільтрації ознак найчастіше використовують статистичні методи для оцінки взаємозв'язку між кожною вхідною змінною та цільовою змінною. Ці оцінки використовуються для відбору тих вхідних змінних, які будуть використовуватися в редукованій моделі, а саме, відбираються ті ознаки, що мають максимальний зв'язок з цільовою змінною та, водночас, мінімальний зв'язок з іншими ознаками.

При роботі з безперервними характеристиками ОРА особливо ефективними можуть бути методи на основі оцінки інформативності відліків сигналу у вигляді кореляції [20, 53, 64]. Ці методи відносяться до методів фільтрації і володіють всіма їх перевагами.

3.1.2. Отримання кореляційної оцінки для фільтрації відліків перетинів багатовимірних вагових та перехідних функцій. Існує декілька видів методів кореляційних оцінки інформативності ознак в залежності від типу вхідних та вихідних: числових або категоріальних.

Тип вихідної змінної вказує на тип задачі моделювання. Так, вихідна змінна у вигляді числа свідчить про задачу прогнозного моделювання у вигляді регресії. Вихідна змінна у категоріальному вигляді свідчить про задачу прогнозного моделювання класифікації.

У задачах моделювання розглядаються обидва варіанти: числовий вихід і категоріальний вихід. Порівняння обох випадків наведено нижче.

У разі класифікації з числовими вхідними даними і категоріальними вихідними даними для оцінки інформативності ознак на практиці використовується критерій, відомий як дисперсійний аналіз [53, 64]. Даний метод має головну перевагу – невелику обчислювальну складність, що дозволяє враховувати зв'язок між ознаками дискретної моделі і будувати найбільш цінні підмножини ознак для алгоритму навчання ІС.

Однофакторний дисперсійний аналіз застосовується для декількох незалежних груп, коли всі групи об'єднані за однією ознакою (класи об'єктів). Для оцінки залежності між ознаками, а також між ознакою та цільовою функцією використовується F -критерій Фішера:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} (x_{i,j} - M)^2 / J - 1}{\sum_{i=1}^{n_j} (x_{i,j} - M_j^2) / N - J}. \quad (3.2)$$

де M – середнє значення ознаки серед всіх вимірювань, що розглядаються, N – об'єм повної вибірки, J — кількість класів.

Якщо значення критерію (3.2) перевищує критичний поріг, то відповідна ознака виключається з вектору ознак $\mathbf{x}$.

Однак, відомо, що методи оцінки інформативності окремих ознак мають значний недолік: ознаки з низькою інформативністю, які треба виключити з

вектору ознак $\mathbf{x}$, в сукупності з іншими ознаками можуть забезпечити безпомилкову класифікацію [77].

Для того, щоб не пропустити такі ознаки необхідно оцінювати інформативність не поодиноких ознак, а відразу їх сполучень ознак. Такий аналіз дозволяє зробити процедура багатofакторного дисперсійного аналізу. Цей аналіз дозволяє перевірити дію одразу декількох факторів на залежну ознаку. Модель багатofакторного аналізу розглядає суми квадратів кожної ознаки окремо і суми квадратів всіх взаємодій між ціми ознаками на відміну від однофакторного аналізу. В ході розрахунків перевіряються одразу декілька припущень впливу кожної з ознак за допомогою критерію (3.2).

Алгоритм застосування дисперсійного аналізу складається з двох етапів.

Етап 1. За допомогою дисперсійного аналізу формується підмножина ознак, що представляє найбільшу цінність для процесу моделювання.

Етап 2. Здійснюється вибір оптимального з точки зору точності моделювання підмножини ознак методом обгортки — локальний пошук підмножини ознак. Оцінка точності моделювання здійснюється за допомогою алгоритму навчання ІС [104, 105].

3.2.3. Оцінка якості редукції моделей. Інформативність ознак, які отримано на основі БВФ і БПФ, визначається на основі критерію максимальної ймовірності правильного розпізнавання $P_{\max}$, обчисленого на підмножині $\mathbf{X}'$ із заданої множини ознак $\mathbf{X}$ ($\mathbf{X}' \subset \mathbf{X}$).

Обчислення ймовірності розпізнавання станів об'єктів проводиться на основі їх опису в просторі ознак, отриманих на основі неперервних моделей у вигляді БВФ: $\{w_k(t_1, t_2, \dots, t_k)\}_{k=1,2,\dots,K} \Rightarrow \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)'$ та і БПФ $\{h_k(t_1, t_2, \dots, t_k)\}_{k=1,2,\dots,K} \Rightarrow \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)'$ (K — порядок моделі; n — розмірність простору ознак; штрих — транспонування вектора).

Метод стискання запропонованих моделей ОРА, представлених як нелінійні динамічні об'єкти, на основі кореляційної фільтрації відліків

піддіагональних перетинів БВФ та БПФ винесено на захист як п.3 наукової новизни

У роботі визначення інформативності ознак проводиться на основі вирішення задачі класифікації об'єктів екзаменаційної вибірки методом максимальної правдоподібності. Показником інформативності різних підмножин ознак є ймовірність правильного розпізнавання P [104]:

$$P = \sum_{i=1}^m L_i / \sum_{i=1}^m N_i \quad (3.3)$$

де L_i – кількість об'єктів i -го класу в екзаменаційній вибірці, віднесених помилково до іншого класу k ($k \neq i$); N_i – загальна кількість об'єктів i -го класу в екзаменаційній вибірці; $i=1, 2, \dots, m$; m – кількість класів стану об'єктів.

3.3. Інформаційна технологія ідентифікації моделей око-рухового апарату

На основі розробленого в розділі 2 методу непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів для побудови моделей ОРА та методу редукції неперервних моделей, наведеного вище, отримав подальший розвиток метод ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів. Метод реалізується в наведеній нижче послідовності:

Крок 1. Встановлення вимог до показника точності P_0 моделювання та початкового порядку моделі N .

Крок 2. Формування вхідних тестових сигналів у вигляді δ -функцій $x_k(t)=k\alpha\delta(t)$ або функцій Хевісайда $x_k(t)=k\alpha\theta(t)$ на ОРА ($k=1, 2, \dots, N$ – кількість імпульсів або сходинок відповідно, α – амплітуди вхідних сигналів).

Крок 3. Вимірювання відгуків ОРА $y_k(t)$ на вхідні впливи x_k .

Крок 4. Побудова моделі ОРА у вигляді БВФ $w_{i_1 \dots i_n}^j(\tau_1, \dots, \tau_n)$ за виразом (1.9) або у вигляді БПФ $h_{i_1 \dots i_n}^j(\tau_1, \dots, \tau_n)$ за виразом (2.3) на основі відгуків $y_k(t)$.

Крок 5. Формування сімейства редукованих моделей на основі методів фільтрації перетинів БВФ і БПФ.

Крок 6. Інформаційна оптимізація редукованої моделі підмножині X' із заданої множини ознак X ($X' \subset X$) для різних порядків інформаційної моделі.

Крок 7. Визначення точності моделі ОРА. Якщо виконується умова $P \leq P_0$, де P – ймовірність правильного розпізнавання, яка обчислюється за виразом (3.3), пошук закінчується, інакше $N=N+1$ та перехід до кроку 4.

Дослідження методу ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів проведено в розділі 5 при побудові діагностичної моделі ОРА першого та другого порядку для моделі з одним входом та одним виходом, а також для моделі з двома входами та двома виходами. Отримані результати доводять переваги методу: підвищення точності моделювання та оперативності ідентифікації.

3.3.1. Структурна схема інформаційної технології ідентифікації моделей око-рухового апарату. На основі наведеного у пп. 3.3 методу ідентифікації непараметричних динамічних моделей розроблена структурна схема ІС ідентифікації ОРА (рис. 3.1).

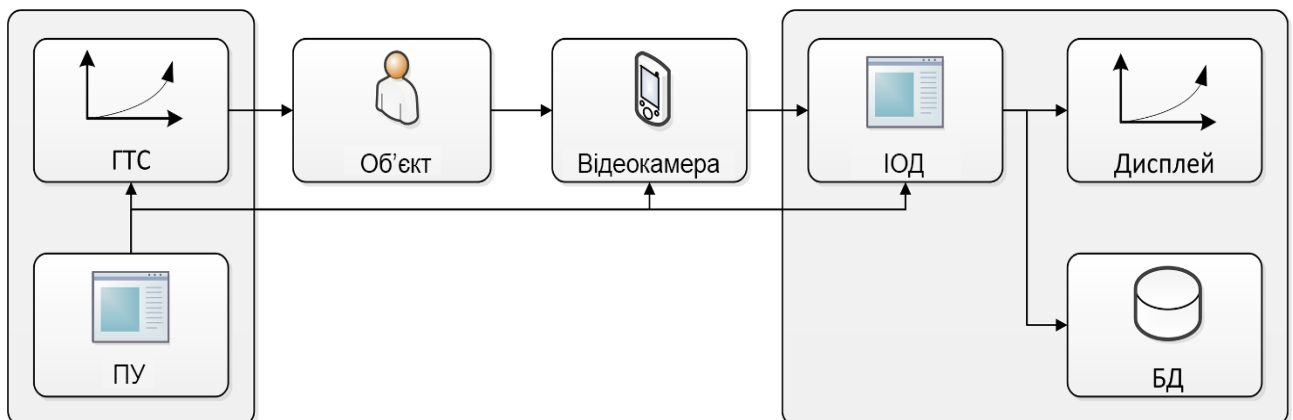


Рисунок 3.1 – Структурна схема ІС ідентифікації ОРА.

Структурна схема ІС ідентифікації ОРА містить такі компоненти:

– генератор тестових сигналів (ГТС) – блок, який реалізує ввімкнення світового подразника на експериментальному екрані за певним алгоритмом. Світовий подразник з'являється на екрані у різних положеннях згідно цьому алгоритму. Траєкторія руху світового подразника залежить від типу

експерименту, наприклад, напрям руху по-горизонталі, по-вертикалі чи по-діагоналі;

- об’єкт – людина, рух ОРА якої вимірюється під час експериментів;
- відеокамера – пристрій, що фіксує рух зіниці ока. В якості цього пристрою використовується камера, здатна до швидкісної зйомки відеоряду, якою обладнана більшість сучасних смартфонів;
- інтелектуальна обробка даних (ІОД) – програмні засоби ІТ побудови моделей ОРА на основі даних експеримента «вхід-вихід»;
- дисплей – прилад, на якому відображається хід експерименту;
- пристрій управління (ПУ) – мікропроцесорна система, яка одночасно управляє генерацією сигналів з ГТС та реєструє отриманий відеоряд (відгуки); в роботі в якості такої системи використовується смартфон;
- база даних (БД) – блок пам’яті із здатністю зберігати отримані відеоряди і результати їх обробки.

На основі розвинутого методу ідентифікації непараметричних динамічних моделей і структурної схема ІС ідентифікації ОРА розроблено ІТ ідентифікації ОРА в ІС моделювання (рис. 3.2).

ІТ ідентифікації ОРА полягає в формуванні моделі об’єкта за допомогою методів непараметричної ідентифікації – джерела первинної ідентифікаційної інформації у вигляді МВФ і МПФ, методів побудови сімейства підмножин ознак і методів статистичної класифікації в просторі інформативних ознак, отриманих на основі редукції результатів ідентифікації.

На *етані 1* ІТ ідентифікації ОРА для побудови інформаційної моделі об’єкту у вигляді БПФ або БПФ $f_n(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n)$ застосовується метод непараметричної ідентифікації на основі тестових сигналів (табл. 3.1). Алгоритм побудови інформаційної моделі ОРА у вигляді БПФ або БПФ наведено на рис. 3.3.

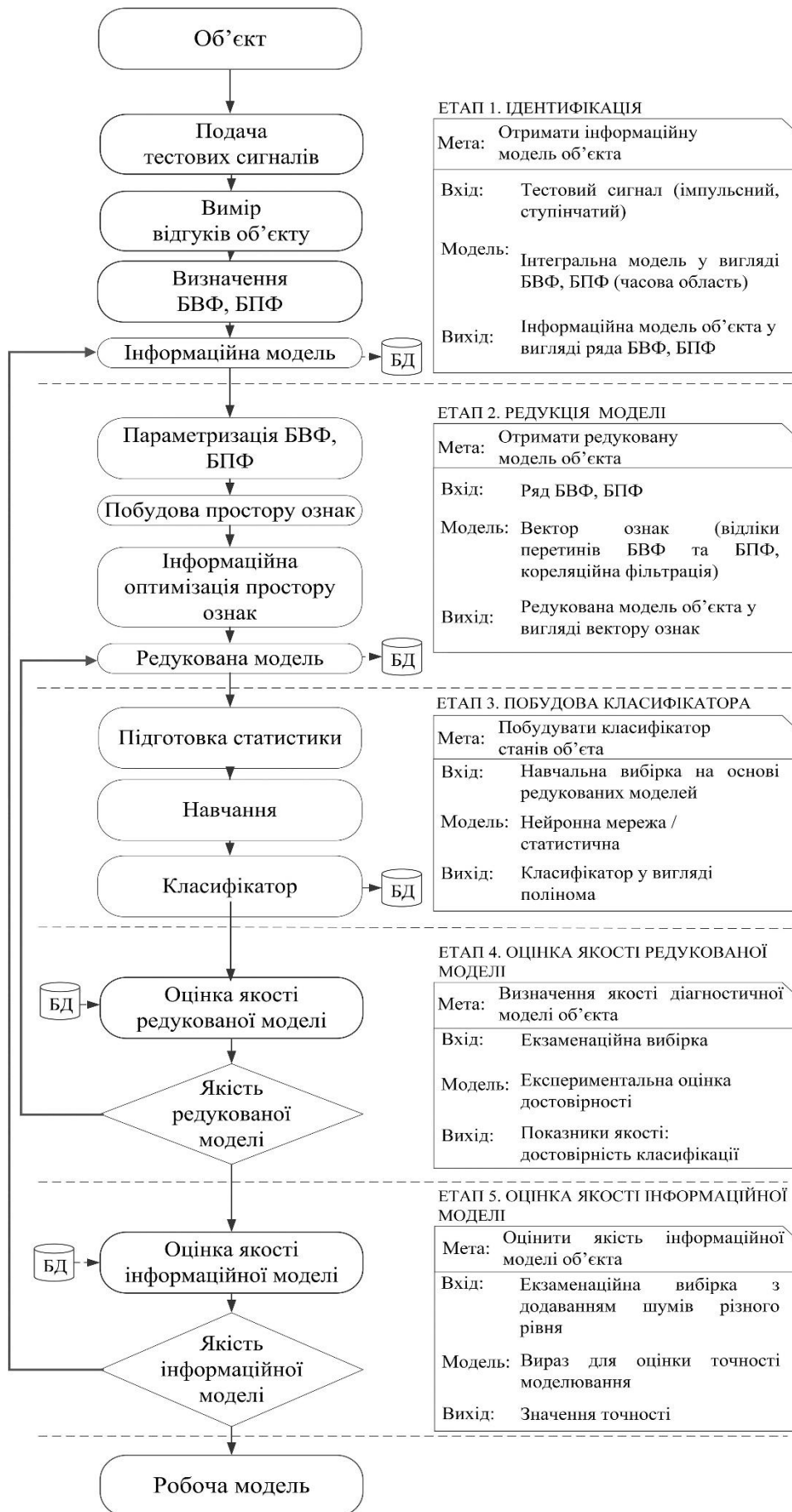


Рисунок 3.2 – ІТ ідентифікації ОРА в ІС моделювання

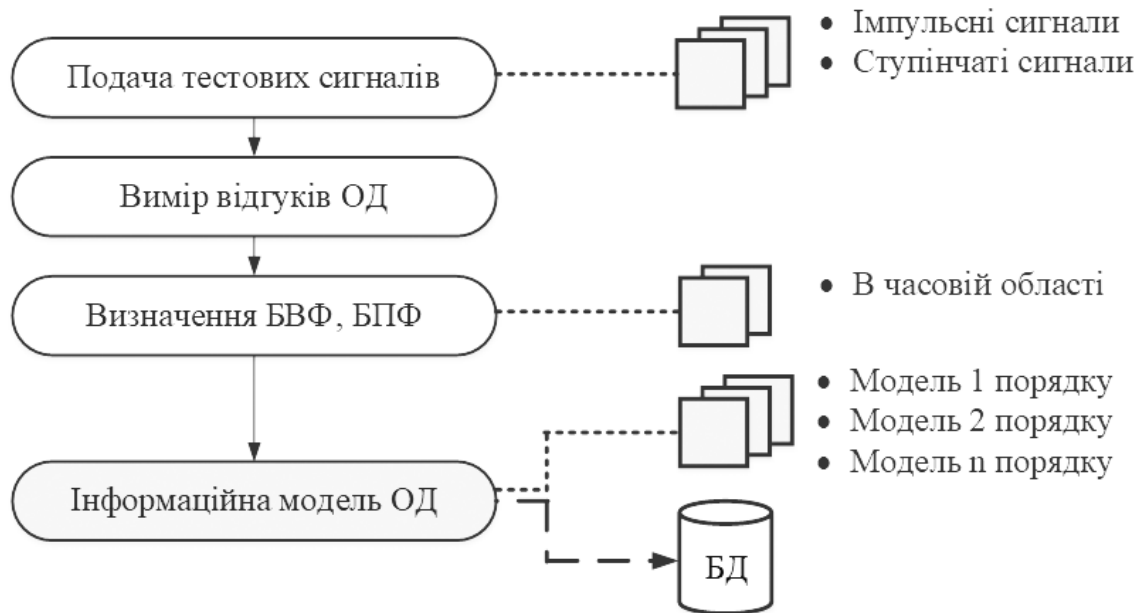


Рисунок 3.3 – Етап побудови інформаційної моделі ОРА в ІС моделювання

Таблиця 3.1 – Тестові сигнали для ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів

№	Вид тестового сигналу	Аналітична форма запису	Вид вихідної моделі
1	2	3	4
1	Імпульсний	$x(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i S_i \delta(t - \tau_i), \quad \tau_i \in [0, t], \quad \text{де}$ $S_i = a_i \Delta \tau - \text{площа } i\text{-го імпульсу в тестовій послідовності; } \delta(t - \tau_i) - \text{дельта-функція Дірака; } t - \text{поточний час; } \theta_i - \text{параметр, який визначає кількість імпульсів в послідовності і інтервали між ними; якщо } \theta_i = 1, \text{ то в момент часу } \tau_i \text{ в послідовності імпульс є; при } \theta_i = 0 - \text{відсутній.}$	Інтегральна непараметрична динамічна модель у вигляді БВФ в часовій області
2	Ступінчастий	(2.5)	Інтегральна непараметрична динамічна модель у вигляді БПФ в часовій області

На *етапі 2* для побудови редукованих моделей у вигляді підмножини ознак ОРА застосовуються методи фільтрації на основі кореляційних оцінок інформативності відліків перетинів БВФ або БПФ (табл. 3.2). Алгоритм побудови простору діагностичних ознак ОРА наведено на рис. 3.4.

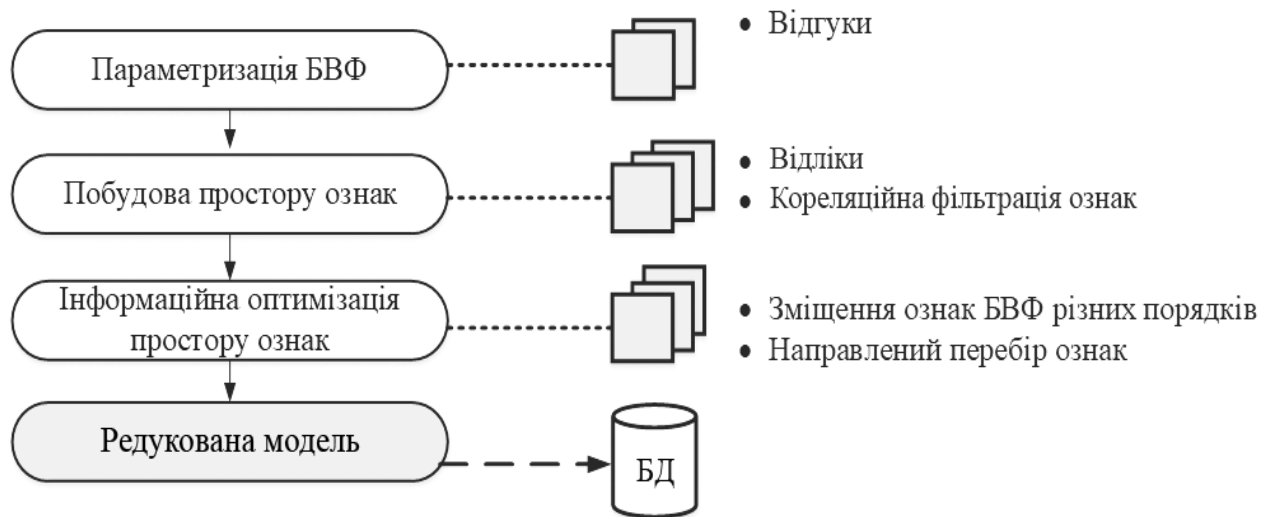


Рисунок 3.4 – Етап побудови редукованої моделі ОРА в ІС моделювання

Таблиця 3.2 – Простори ознак для побудови редукованих моделей ОРА

№	Простір ознак	Аналітична форма запису
1	Дискретні відліки	(3.1)
2	Однофакторний диспесійний аналіз	(3.2)
3	Багатофакторний диспесійний аналіз	(3.2)

Задача інформаційної оптимізації редукованого вектору ознак вирішується за допомогою методів машинного навчання за заданим критерієм максимуму ймовірності правильного розпізнавання (3.3).

Пошук рішення в цій задачі на практиці здійснюється за допомогою методів перебору [29, 108]. Суттєвим недоліком сімейства цих методів є велика обчислювальна складність внаслідок багатої кількості варіантів рішень, серед яких треба обрати найкраще рішення. Безпосередній пошук таких рішень мало ефективний при кількості ознак, що розглядаються, більш 40.

На *етапі 3* для побудови редукованої моделі ОРА використовуються методи машинного навчання: статистичні методи або нейронні мережі [41, 80, 100, 102, 121] (табл. 3.3). Алгоритм побудови класифікатора станів ОРА наведено на рис. 3.5.

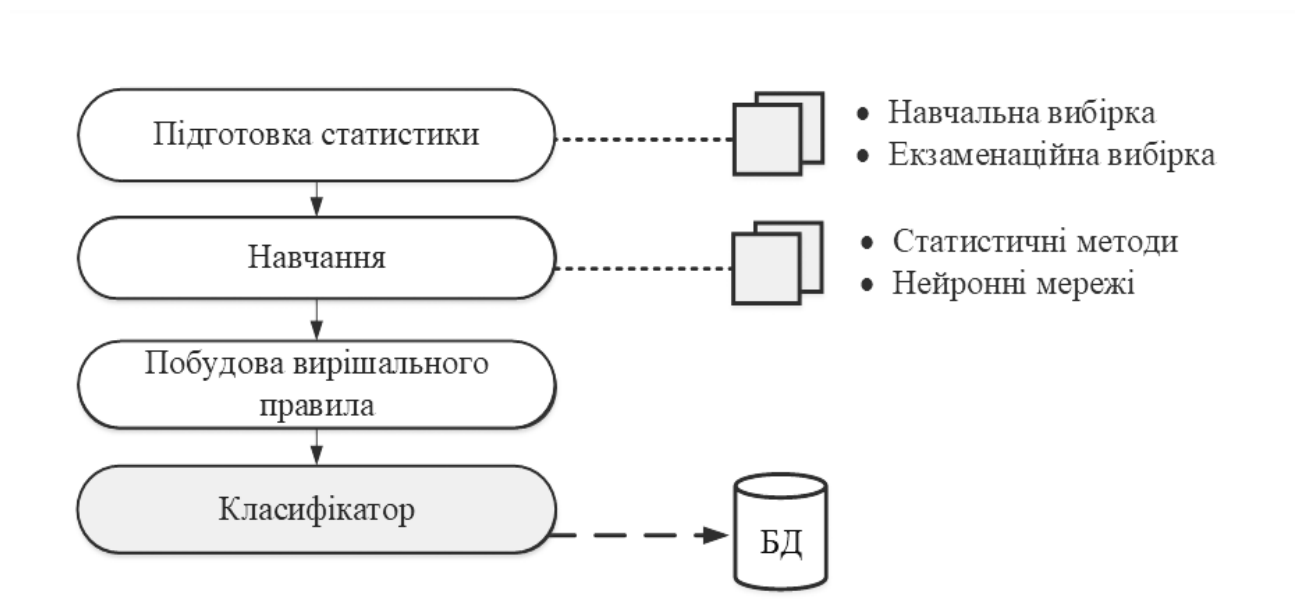


Рисунок 3.5 – Етап побудови класифікатора станів ОРА в системах ІС

Таблиця 3.3 – Методи машинного навчання для побудови діагностичних моделей ОД

№	Метод машинного навчання	Область використання
1	Максимальної правдоподібності	Відомі функції багатовимірних щільності ймовірностей, достатній об'єм навчальної вибірки
2	Стохастичної апроксимації	Немає ніякої достовірної інформації про об'єкт, будується діагностична модель певного виду
3	Нейронні мережі	Немає ніякої достовірної інформації про об'єкт, будується діагностична модель в загальному вигляді

Отримані на етапах 1–3 інформаційні та редуковані моделі зберігаються в базі даних БД для подальшого використання.

На *етапі 4* якість підмножини ознак оцінюється за показниками, які використовуються в статистичному аналізі або за непрямыми оцінками [29, 61, 62, 135], отриманими за результатами навчання сформованої в обраному просторі ознак моделі.

На *етапі 5* якість редукованих моделей обчислюється за оцінками кількості інформації згідно методу кореляційної фільтрації (3.2), або за непрямыми оцінками, отриманим за результатами навчання сформованої в обраному просторі ознак моделі.

Використання первинних інформаційних моделей різних порядків, можливість перебору піддіагональних перетинів БВФ і БПФ, наявність декількох підходів до редукції моделей, а також, формування підмножин ознак на основі БВФ і БПФ різних порядків породжує задачу інформаційної оптимізації отриманих моделей ОРА на основі комбінаторних методів перебору різних сполучень ознак.

На *етапі 6* точність первинної інформаційної моделі оцінюється відомими методами, наприклад, за допомогою критерію мінімуму середньоквадратичної помилки (1.32) або мінімуму відсоткової нормованої середньоквадратичної помилки (1.33).

3.3.2. Організація експеримента ідентифікації моделей око-рухового апарату. Експеримент, який реалізовано за допомогою запропонованої ІС моделювання ОРА на основі відстеження руху зіниці ока людини на основі відео реєстрації та подальшої інтелектуальної обробки, проводиться за наступним алгоритмом.

Крок 1. Голова людини, ОРА якої досліджують, розташовується перед реєструючим пристроєм (відеокамерою пристрою) на певній відстані, яка забезпечує можливість огляду крайніх меж екрану (як по горизонталі, так і по

вертикалі). Відстань є константою – фіксована відстань знаходження особи, що забезпечує отримання найдостовірніших даних.

Крок 2. У певні проміжки часу на екрані з'являється тестовий сигнал у вигляді світового подразника. У той же час вмикається пристрій для відеофіксації поведінки ОРА, що рухається в напрямку тестового сигналу.

Крок 3. Після подачі серії послідовних тестових сигналів експеримент завершується. Файл з відео записом поведінки ОРА зберігається в БД ІС.

Крок 4. Після завершення експерименту з відеофіксації поведінки ОРА, що рухається в напрямку збуджуючого сигналу, запускається програма, що реалізує алгоритм інтелектуальної обробки відеоданих: виявлення об'єкта (зіниці) і його положення в знятому відеоряді. На дисплеї будується графік залежності зміни положення зіниці ока від часу спостереження реакції ОРА на збуджуючий тестовий вплив. Паралельно здійснюється обробка отриманих відгуків, в результаті чого визначаються БВФ і БПФ моделі ОРА.

Крок 5. Отримані дані зберігаються в БД і виводяться на дисплей.

Крок 6. Верифікація моделі ОРА. Процес верифікації моделі ОРА здійснюється шляхом зіставлення відгуків моделі з даними експерименту при однакових тестових впливах.

3.4. Висновки за розділом

Отримав подальший розвиток метод ідентифікації непараметричних динамічних ОРА на основі використання інформаційних моделей у вигляді БВФ та БПФ в якості джерела первинної ідентифікаційної інформації. Метод відрізняється від відомого використанням як багатоімпульсних, так і багатоступінчастих тестових сигналів та цілеспрямованим перебором редукованих моделей за критерієм максимуму ймовірності правильного розпізнавання, що дозволяє підвищити точність та швидкодію процедури ідентифікації в умовах неповної апріорної інформації.

На базі запропонованих моделей і розробленого методу ідентифікації

непараметричних динамічних ОРА створено ІТ ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів в ІС моделювання, що ґрунтується на первинному описі ОРА на основі інформаційних моделей у вигляді послідовності БВФ та БПФ, побудові редукованих моделей з подальшою інформаційною оптимізацією за допомогою методів машинного навчання за критерієм максимуму ймовірності правильного розпізнавання.

Розроблена технологія забезпечує високу точність моделювання та оперативність процедури ідентифікації в ІС при розширенні функціональних вимог та сфери практичних застосувань, експлуатації у широкому діапазоні зовнішніх умов, що призводить до зростання апіорної невизначеності даних про біологічний об'єкт.

Матеріали розділу відображені в публікаціях [19, 20, 53–55, 119].

РОЗДІЛ 4

ПРОГРАМНІ ТА АПАРАТНІ ЗАСОБИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО- РУХОВОГО АПАРАТУ

Застосування розроблених принципів ідентифікації моделей ОРА істотно обмежується відсутністю інструментальних програмних та апаратних засобів, що забезпечують роботу ІС моделювання ОРА. Тому, розробка проблемно-орієнтованих програмних засобів в області ідентифікації об'єктів живої природи є актуальною проблемою.

В цьому розділі розробляються інструментальні програмні та апаратні засоби ІС моделювання нелінійних динамічних ОРА з використанням прогресивних інформаційних технологій. У запропонованій ІС реалізовані ефективні обчислювальні алгоритми ідентифікації ОРА на основі БВФ та БПФ; алгоритми редукції моделей на основі кореляційних оцінок якості сормованих систем ознак з використанням методів перебору.

Задачі проектування ІС моделювання ОРА на основі нелінійних динамічних моделей у вигляді БВФ і БПФ вимагають великих ресурсів часу; для прискорення процесу ідентифікації необхідно використовувати хмарні технології обчислень та машинного навчання.

4.1. Структура інструментальних програмних засобів інформаційної системи ідентифікації око-рухового апарату

На основі запропонованих у дисертації моделей, розроблених методів та базової ІТ ідентифікації нелінійних динамічних моделей ОРА реалізовано ІС ідентифікації ОРА у вигляді програмних засобів web-сервісу. Структурна схема програмних засобів ІС ідентифікації ОРА зображена на рис. 4.1.

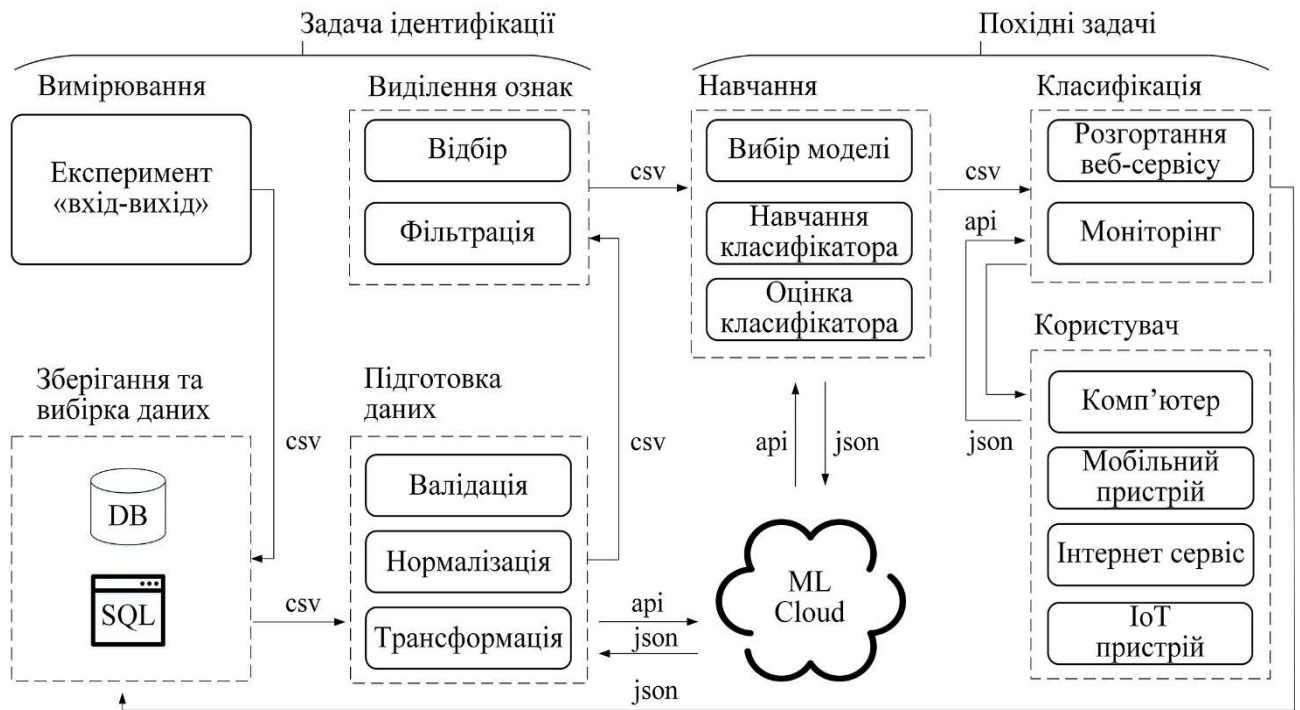


Рисунок 4.1– Структурна схема програмних засобів ІС ідентифікації ОРА

Програмні засоби ІС ідентифікації ОРА складаються з двох послідовних шарів Вимірювання і Виділення ознак.

Рівень вимірювання. Для побудови інформаційної моделі ОРА у вигляді БВФ або БПФ використовується метод непараметричної ідентифікації з застосуванням тестових багатоступінчастих вхідних сигналів та вимірювання отриманих відгуків об'єкта дослідження. Метод ідентифікації моделей розроблено в розділі 2.

Рівень виділення ознак. Для побудови редуваної моделі ОРА використовується метод фільтрації ознак вектора дискретної моделі на основі кореляційної оцінки інформативності відліків перетинів БВФ або БПФ. Метод побудови редукованих моделей на основі кореляційної ільтрації представлено в розділі 3.

В програмному комплексі ІС ідентифікації ОРА також реалізовані два шари для вирішення похідних задач задач: Навчання і Класифікація.

Рівень навчання. Для вирішення задачі діагностування ОРА шляхом побудови його діагностичної моделі застосовуються відомі статистичні методи побудови вирішувальних правил або нейронні мережі.

Отримані в ІС інформаційні моделі, редуковані моделі, діагностичні моделі зберігаються в БД для подальшого аналізу та використання.

Рівень класифікації. Якість збудованої діагностичної моделі оцінюється за показниками, які використовуються в статистичному аналізі, наприклад, ймовірність правильного розпізнавання (3.3).

Наведена структура програмно-апаратних засобів ІС ідентифікації ОРА має явно виражену мережеву орієнтацію і відповідає сервісно-орієнтованій архітектурі програмного забезпечення.

4.2. Сервісно-орієнтована архітектура інструментальних засобів

В даний час швидко зростає складність програмного забезпечення, що вирішує наукові та інженерні задачі. Характерною рисою цих змін є те, що сучасні програмні продукти вже не є цільними самостійними та автономними продуктами, як це було в минулому. Все частіше – це набір модулів, що динамічно змінюються і дає можливість інтеграції з іншими сервісами та модулями.

Сучасні програмні застосування розробляються командами розробників за допомогою різних мов програмування, із застосуванням безлічі технічних даних, які можуть надходити "он-лайн" з різних географічно розподілених джерел. В результаті виникла технологія розробки застосувань, основою якої є програмні служби (software services). Такий стиль дозволяє програмістам не починати роботу «з нуля», а створювати нові застосування, використовуючи вже створені та апробовані модулі – служби, доступні в так званій екосистемі служб. Екосистема – це множина з'єднань між різними службами, функціональне призначення яких полягає у виконанні певних запитів клієнтських програм. Така концепція розробки програмного забезпечення аналогічна добре відомій Web-концепції.

У зв'язку з викладеним сучасні складні комерційні і наукові програмні комплекси будуються як мережа служб, що пропонуються різними

постачальниками, на основі гетерогенних ресурсів. Під службою або сервісом тут розуміється програмний модуль, до якого можна звернутися за допомогою комп'ютерної мережі, і який віддалено надає певний ункціонал клієнтській програмі.

Протягом останніх років значний інтерес привернули концепції SOC (сервісно-орієнтований комп'ютинг) та SOA (сервісно-орієнтована архітектура).

Основна ідея SOA і SOC полягає в тому, щоб перерозподілити функціональ крупних застосувань, які функціонують в мережі. Такі сервіси взаємодіють між собою за допомогою стандартних інтерфейсів. Це дозволяє їм ефективно вирішувати задачі на різних платформах і операційних системах, що відкриває можливість створення динамічних віртуальних ІС.

Використання SOA дає можливість переходу до проектування систем, що полегшує реалізацію принципів ІТ в формі сервісів. Сервіси є автономними і самодостаніми реалізаціями певних функцій з чітко визначеним інтерфейсом, що встановлює правила взаємодії та обміну повідомленнями. В цьому випадку, SOA розглядається як певна сукупність сервісів.

Архітектуру SOA можна визначити як слабо обумовлену архітектуру з набором клієнтських. Доступ до модулів здійснюється за допомогою інформаційної мережі відповідно до правил, визначених цими модулями. Як правило, системи збудовані за архітектурою SOA використовують Web-служби, проте, SOA можна реалізувати з використанням будь-яку іншу технологію, функціонування якої засновано на службах. Завдяки цій архітектурі окремі застосування можуть бути розподілені по різних вузлах мережі і використовуються як автономні не пов'язані один з одним службі, доступ до яких стандартизований обраними інтерейсами.

Тому, при використанні архітектури, яка орієнтована на залучання роботи сервісів троеба досягти чіткого розподілу інтерфейсу і реалізації функціоналу, необхідного для надання інших бажаних операцій, таких, як прозорість розташування, здатність системи до взаємодії з іншими системами, слабка зв'язаність між сервісом та клієнтом.

Сучасним, досить перспективним стандартом створення SOA-сервісів є технологія REST API. Ця технологія визначає ряд архітектурних рішень і правил проектування Web-сервісів, включаючи способи обміну інформацією по HTTP/HTTPS протоколу різноманітними клієнтськими застосуваннями, які використовують різні мови програмування, платформи та операційні системи. За останні роки REST-технологія стала переважаючою моделлю проектування Web-сервісів.

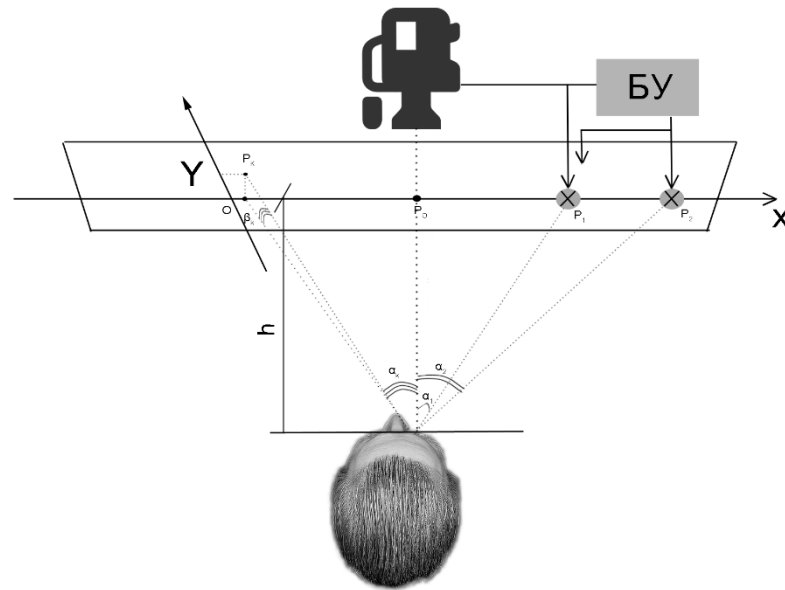
Згідно з архітектурою REST API, обмін даними між клієнтом і сервером здійснюється за HTTP/HTTPS протоколом. Вся інформація між застосуваннями (моделі, параметри, управляючі змінні, масиви даних) передається у форматі JSON, який дозволяє компактно розмічати дані та їх структуру.

Враховуючи вищенаведене, розроблено застосування ІС ідентифікації ОРА у вигляді web-сервісу з реалізацією API інтерфейсу для взаємодії з зовнішніми застосуваннями: базами даних, настільними, мобільними, IoT пристроями, іншими web-сервісами та хмарними IDE. Архітектура застосування розроблена згідно з вимогами технології взаємодії застосувань на основі RESTful стандарту.

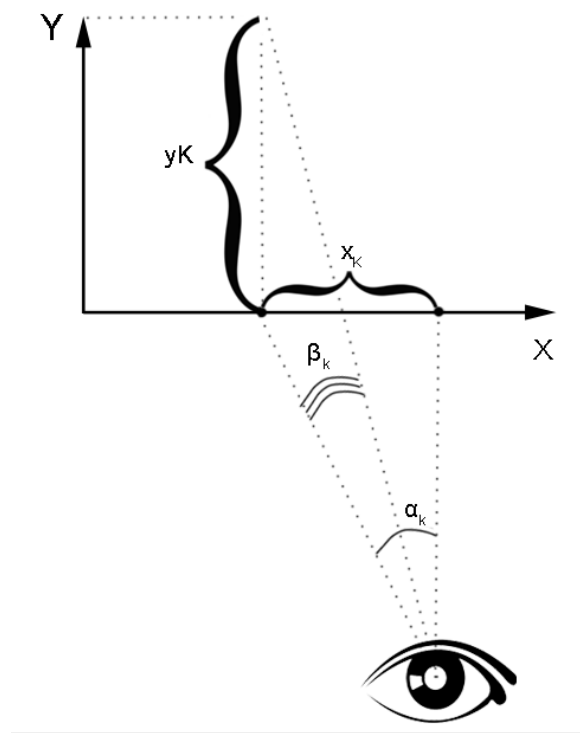
4.3. Апаратна реалізація підсистеми отримання та обробки експериментальних даних для ідентифікації око-рухового апарату

В процесі експерименту «вхід-вихід», постановку якого надано в пп. 3.3.2. людина у відповідь на спеціально підібрані візуальні тестові сигнали переводить погляд в різні точки простору уздовж горизонтальної чи вертикальної осі. Цей процес реєструється за допомогою відеозапису. Шляхом інтелектуальної обробки даних відеозапису відновлюється траєкторія руху зіниці, на підставі якої проводиться відновлення моделі ОРА за допомогою одного з методів непараметричної ідентифікації, із застосуванням апарату рядів Вольтерри, розробленого в розділі 2.

Схематичне зображення стенду для отримання експериментальних даних для ідентифікації ОРА представлено на рис. 4.2 а. Геометрична інтерпретація вимірюваних на стенді величин представлено на рис. 4.2 б.



а



б

Рисунок 4.2. – Організація експерименту: а) схематичне зображення стенду для отримання експериментальних даних, б) геометрична інтерпретація вимірюваних на стенді величин.

4.3.1. Організація експерименту «вхід-вихід» для ідентифікації очорухового апарату. Для отримання експериментальних даних в результаті експерименту «вхід-вихід» створено апаратно-програмну мікропроцесорну систему. Створена система відстежує положення зіниці за допомогою відеореєстрації руху зіниці на збурення у вигляді подразнюючих сигналів. Подразнюючі сигнали переміщуються по екрану стенду за спеціально створеним алгоритмом. Структурна схема організації експерименту «вхід-вихід» з використанням апаратно-програмної мікропроцесорної системи ідентифікації ОРА наведена на рис. 4.3.

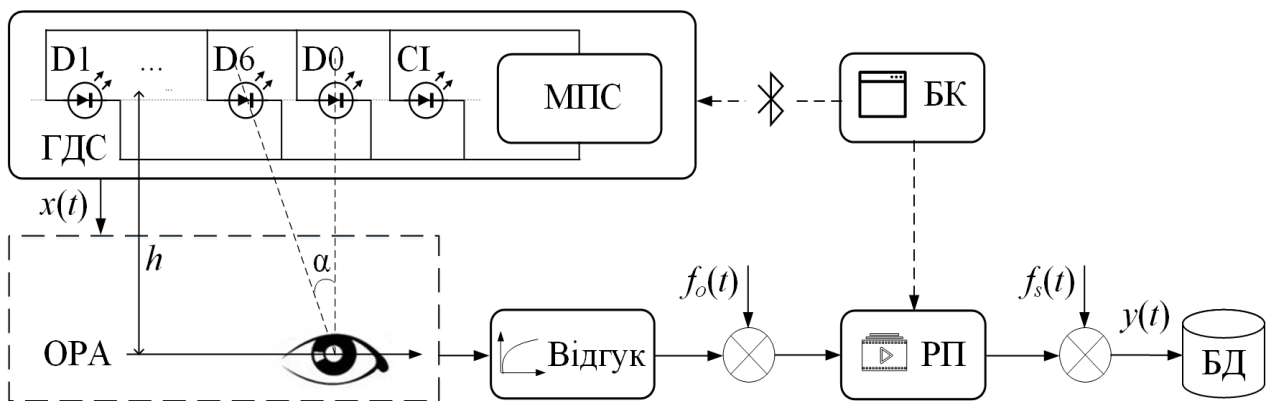


Рисунок 4.3 – Структурна схема організації експерименту «вхід-вихід» в задачі ідентифікації ОРА

Експеримент, реалізований за допомогою запропонованої системи відстеження поведінки біологічної зіниці на основі відео реєстрації проводиться за спеціальним алгоритмом, який наведено в пп. 3.3.2.

Представлений стенд отримання експериментальних даних для ідентифікації ОРА дає можливість побудови адекватних моделей з більш глибоким відображенням індивідуальних властивостей об'єктів (нелінійних та динамічних), що дозволяє будувати сучасні застосування з розширеним набором персоналізованих можливостей, наприклад, медичні та спортивні тренажери, авторизований доступ до даних, тестування людино-машинних систем та багато інших.

4.3.2. Підсистема ідентифікації окорухового апарату за допомогою відеореєстрації. Розроблено програмне забезпечення для побудови непараметричних динамічних моделей досліджуваних об'єктів, що реалізує обчислювальний метод визначення багатовимірних перехідних характеристик на основі даних експериментів «вхід-вихід» з використанням тестових багатоступеневих сигналів [136, 138, 139].

Розроблено інструментальні програмні засоби ідентифікації ОРА, які здійснюють автоматичне розпізнавання зображень об'єктів (зіниці ока) на послідовності кадрів відеореєстрації та обчислення їх координат.

Важливою особливістю даної інформаційної технології є невимогливість до апаратного забезпечення. Експеримент можна виконати за допомогою смартфона, оснащеного відеокамерою з частотою від 30 кадрів на секунду, роздільною здатністю від 5 Мрх і процесором з тактовою частотою від 1800 МГц для обробки даних. Цим критеріям задовольняють будь-які сучасні смартфони середнього та високого класу.

В процесі розробці програмних засобів використані наступні інформаційні технології.

- Андроїд 6 – операційна система для смартфонів, планшетних комп'ютерів та інших пристроїв. Передбачена сумісність застосування з операційними системи Android більших версій.

- Бібліотека OpenCV (Open Source Computer Vision Library) – бібліотека чисельних алгоритмів загального призначення, обробки зображень, алгоритмів комп'ютерного зору. Бібліотека має відкритий код та надає засоби для обробки і аналізу вмісту зображень, у тому числі розпізнавання об'єктів на статичних зображеннях (тексту, обличч, фігур людей та тварин, тощо), перетворення зображень, відстежування руху об'єктів, застосування методів машинного навчання і виявлення загальних елементів на різних зображеннях.

- Детектор Хаара – каскадне об'єднання нейромережових класифікаторів, кожен з яких розпізнає наявність будь-якої однієї характерної ознаки.

Навчений каскад Хаара приймає на вхід зображення, визначає на ньому об'єкт, пошук якого здійснюється. В роботі в якості об'єкта, пошук якого здійснюється, виступає зіниця ОРА. Вихід каскаду має категоріальний характер: об'єкт присутній, об'єкт не присутній. Добре навчений каскад Хаара (навчання проводиться з застосуванням навчальної вибірки великого об'єму) має хорошу швидкодію та надійність класифікації при завадах вимірювання та реєстрації руху ОРА.

– Мова програмування Java. Для розробки та тестування застосування було використано інтегроване середовище розробки програмного забезпечення для платформи Android – Android Studio. Середовище розробки адаптоване для виконання типових завдань, що вирішуються в процесі розробки застосувань для платформи Android. До складу також включені адаптовані під особливості платформи Android розширені інструменти рефакторингу, перевірки сумісності з минулими версіями, виявлення проблем з продуктивністю, моніторингу споживання пам'яті та оцінки зручності використання.

– MPAndroidChart – вільна бібліотека для візуалізації даних.

Найбільш складним та ресурсоємним модулем розробленого застосування є детектора Хаара. Цей каскад є одним з найпростіших способів розпізнавання класів об'єктів з великою швидкістю роботи. До типових об'єктів, що класифікує каскад Хаара відносяться обличчя і руки людей, номери автомобілів, пішоходи, дорожні знаки. Все це робить детектор Хаара зручним методом вирішення завдання відеообробки навіть дослідникам, які ніколи не працювали з обробкою відео і не є ахівцями в даній області.

Робота з каскадним класифікатором включає два етапи: навчання і класифікацію. Для навчання каскаду Хаара використана відкрита вибірка з більш ніж 4000 фотографій, отримана з ресурсу www.kaggle.com.

Основна перевага детектора Хаара – швидкість. Завдяки швидкій обробки зображення, можна обробляти потокове відео без істотного обчислювального навантаження. В роботі використовується детектор Хаара, який реалізовано в

OpenCV бібліотеці, що дає значну перевагу: готові реалізації OpenCV існують для більшості операційних систем (Android, Windows, Linux, iOS).

Класифікатор формується на примітивах Хаара шляхом розрахунку значень ознак. Для навчання на вхід класифікатора подається спочатку набір «правильних» зображень з показниками вчителя – попередньо виділеної областю на зображенні, далі відбувається перебір примітивів і розрахунок значення ознаки.

За ознаками Хаара, здійснюється побудова класифікатора на основі методу Віоли-Джонса, що є популярним методом для пошуку об'єктів на зображенні в силу своєї високої швидкості та ефективності, що дозволяє здійснювати пошук об'єкта в режимі реального часу.

В основу методу Віоли-Джонса покладені інтегральне представлення зображення. Інтегральне представлення зображення – це матриця L , однакова за розмірами з вихідним зображенням. У кожному елементі матриці зберігається сума інтенсивностей всіх пікселів, що знаходяться зліва та зверху даного елемента. Елементи матриці L можна розрахувати за формулою:

$$L(x, y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i, j), \quad (4.1)$$

де $I(i, j)$ – яскравість пікселя вихідного зображення.

Значення елементів матриці розраховуються за час, пропорційний кількості пікселів у вихідному зображенні, тому інтегральне зображення визначається за один прохід.

Елементи матриці L визначаються за формулою:

$$L(x, y) = I(x, y) + L(x-1, y-1) + L(x, y-1) + L(x-1, y) \quad (4.2)$$

За допомогою такого представлення зображень можна швидко визначати сумарну яскравість довільної прямокутної області на зображенні будь якого розміру.

На етапі детектування об'єкта в методі Віоли-Джонса застосовується вікно певного розміру, яке переміщується по зображенню. Для кожної області

зображення, над якою проходить вікно, визначається ознака Хаара, за допомогою якої знаходиться потрібний об'єкт – зіниця ОРА. При цьому ознака Хаара обчислюється по суміжних прямокутних полігонах. У стандартному методі Віюлі-Джонса використовуються відомі прямокутні примітиви.

Обчислюваним значенням F ознаки Хаара буде є різниця $F = X - Y$, де X – сума значень яскравостей пікселів зображення, що закриваються світлою частиною прямокутного примітиву, Y – сума значень яскравостей пікселів, що закриваються темною частиною прямокутного примітиву.

Для обчислення ознак Хаара використовується поняття інтегрального зображення, яке розглянуто вище. Використання ознак Хаара дає значення перепаду яскравості по осі X і Y відповідно. Ознаки Хаара з'являються в каскадному класифікаторі, який потрібен для швидкого відкидання вікон, в яких не знайдено необхідний об'єкт (видачі результату «false»), і видачі результату «true» щодо знаходження об'єкта.

Класифікатор будується на основі алгоритму boost-поліпшення (підвищення точності аналітичних моделей) для вибору найбільш підходящих ознак при пошуку об'єкта на даній частині зображення.

Ефективна модель, що допускає мінімум помилок при класифікації об'єктів, є «сильною». «Слабка» модель, навпаки, не дозволяє надійно розділяти класи чи ставити точні передбачення, робить велику кількість помилок. Алгоритми бустінгу посилюють «слабкі» моделі і є процедурою послідовної побудови алгоритмів машинного навчання, коли кожен наступний алгоритм компенсує недоліки композиції всіх попередніх.

На кожній ітерації в результаті використання алгоритму бустінга формується простий класифікатор у вигляді:

$$h_i(z) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } p_i f_i(z) < \theta_i \\ 0, & \text{якщо } p_i f_i(z) \geq \theta_i \end{cases} \quad (4.3)$$

де p_i – напрямок знака нерівності, θ_i – значення порога класифікації, $f_i(z)$ – обчислене значення ознаки Хаара, z – вікно зображення розміром 24×24 пікселів (рекомендовані розміри вікна зображення).

Отриманий класифікатор має мінімальну похибку по відношенню до поточного значення ваги, задіяної у процедурі навчання для визначення похибки класифікації. Навчений класифікатор формується на примітивах Хаара та представляється у форматі xml.

На основі цього базису будується каскад класифікаторів, що приймають рішення про наявність об'єкту, що шукається, на цифровому зображенні. Відсутність або наявність предмета у поточному вікні визначається різницею між значенням ознаки і порогом класифікації, отриманим в результаті навчання.

Порядок роботи з програмним забезпеченням полягає в наступному. Для навчання необхідно зібрати колекцію файлів з різним відображенням об'єкту, що шукається:

- реальні фотографії об'єкта. Результати навчання будуть тим краще, чим більш схожа вибірка зображень на те, що об'єкт, що розпізнається. Якщо навчати детектор ОРА по звичайних побутових фотографіях людей, то в лабораторії рівень розпізнавання буде нижче, ніж очікується. На це впливають як тіні, одяг, так і емоції та вираз обличчя.

- вибірка фотографій, на яких відсутні об'єкти розпізнавання. Для підвищення якості класифікації фотографії рекомендується робити в тому ж середовищі де буде розпізнавання.

Взагалі, для побудови стабільно працюючого детектора необхідно 3000-4000 зображень з позитивними прикладами об'єктів дослідження і стільки ж негативних зображень.

Для кожної множини з прикладами необхідно мати файл опису, в якому описані використовувані зображення показники вчителя. Стандартна практика їх найменування «Bad.dat» і «Good.dat». При цьому, файли опису негативних і позитивних об'єктів мають різну структуру. Для файлу «Bad.dat» – негативних прикладів – це просто список відносних шляхів до зображень. Для файлів «Good.dat» з позитивними прикладами крім відносного шляху має бути вказано положення розглянутого об'єкта на зображенні і його розмір. Варто пам'ятати,

що один кадр повинен містити один об'єкт. Ця відносних істотно пришвидчує процедуру навчання. На цьому робота з файлами опису завершена.

На наступному етапі здійснюється навчання класифікатора. Навчання каскаду Хаара на 500–1000 об'єктів займає досить великий час (час залежить від технічних характеристик обладнання, на якому відбувається навчання). Після того, як програма закінчить роботу, з'явиться папка `haarcascade` і файл `cascade.xml` в цій папці.

Робота програми організована таким чином, що дії оператора зводяться до мінімуму. Вся робота зводиться до кількох інструкцій.

1. Створити папку `Eye_Tracking` в верхньому каталозі файлової системи смартфона.

2. Додати в папку `Eye_Tracking` вибірку кадрів з реакцією руху ОРА на зовнішній вплив.

3. Запустити програму застосування автоматичного розпізнавання.

Додаток зробить всю подальшу роботу в автоматичному режимі. Через певний проміжок часу буде виведено графіки залежності координат відхилення ОРА від часу перехідного процесу (наведено в розділі 5). Для повторення експерименту (організації наступного вимірювання) потрібно виконати всі кроки, які були вказані вище.

Інструкція з експлуатації мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці ОРА людини, алгоритм її функціонування та довідник запрограмованих експериментів наведено в додатку А.

Специфікація компонентів мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини наведена в додатку Б.

4.4. Розробка програмних засобів та створення профільних застосувань на його основі

4.4.1. Організація програмного інтерфейсу.

На основі стандарту RESTfull, детально розглянутого в пп. 4.2., розроблено сервіс-орієнтоване

програмне застосування ІС ідентифікації ОРА. В основу алгоритму обробки запитів серверним застосуванням покладено послідовність дій, яку наведено на рис. 4.4.

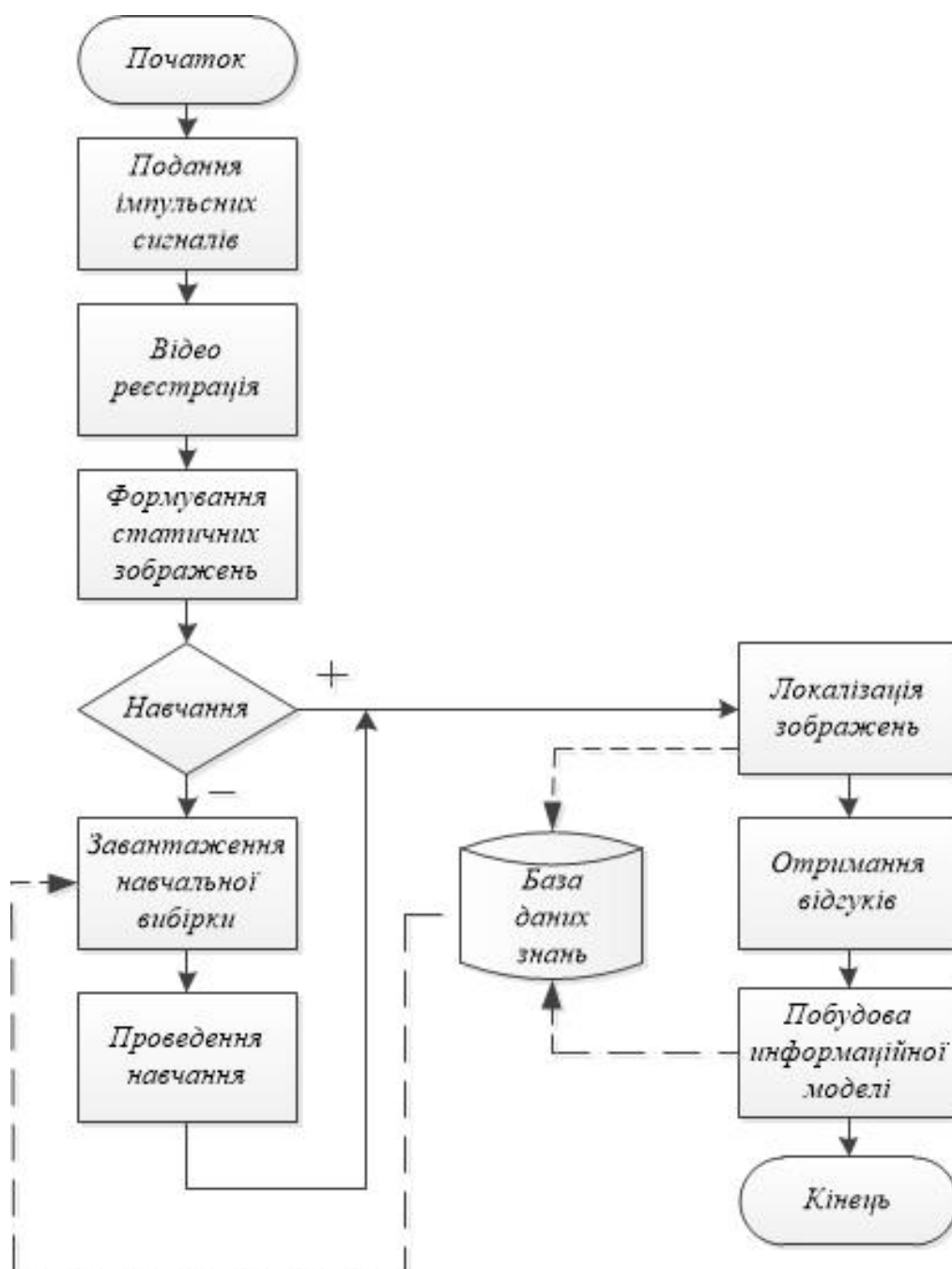


Рисунок 4.4. – Алгоритм обробки запитів серверним застосуванням ІС ідентифікації ОРА.

Всі запити до сервера в розробленому програмному інтерфейсі проходять наступний шлях.

1. Користувач створює запит серверу, на якому встановлено застосування IC ідентифікації ОРА у вигляді web-сервісу.
2. Вхідний модуль завантажує поточну конфігурацію і створює екземпляр застосування для обробки запиту користувача.
3. Застосування визначає маршрут за допомогою компонента `request`, який виконує декомпозицію запиту клієнта.
4. Застосування створює екземпляр контролера для обробки запиту клієнта.
5. Контролер створює екземпляр дії і застосовує моделі (програмні структури) для виконання цієї дії.
6. При невдалому застосуванні будь-якої моделі, дія не виконується і видається повідомлення про виключку ситуацію.
7. При успішному застосуванні всіх моделей, виконується дія, яку ініціював клієнт.
8. Дія завантажує модель даних з бази даних.
9. Дія генерує візуальне представлення і передає йому модель даних для візуалізації.
10. Результат генерації представлення направляється в компонент застосування *Response*.
11. Компонент *Response* готує вихідні дані користувачеві.

Наведений алгоритм обробки RESTfull запитів клієнтів до IC ідентифікації ОРА реалізується з використанням універсального фреймворку YII2. Завдяки його модільній архітектурі і підтримці кешування, фреймворк особливо підходить для розробки таких великих проектів як IC на основі RESTful-додатків.

Програмний інтерфейс застосування організовано згідно шаблону проектування модель-представлення-контролер (MVC-pattern). Згідно цьому підходу моделі представляють собою бізнес правила і бізнес логіку, вхідні і

вихідні дані. Представлення відповідають за візуальне представлення моделей і елементів інтерфейсу, в тому числі і на основі даних, отриманих з моделей. Контролери управляють процесом перетворення інформації: приймають вхідні дані від клієнта і перетворюють їх в зрозумілий для моделей формат, а також відповідають за відображення потрібного представлення.

Крім MVC, застосування має наступні компоненти:

- вхідні РНР скрипти, які доступні безпосередньо кінцевому користувачеві застосування. Вони відповідають за запуск і обробку вхідного запиту від клієнта;
- додатки: це об'єкти, які здійснюють роботу різних компонентів програми та їх координацію для обробки запиту та глобально доступні з будь-якого місця застосування;
- компоненти програми: об'єкти, які зареєстровані в застосування і надають багато можливостей для обробки поточного запиту від клієнта;
- модулі: автономні, самодостатні компоненти, які включають в себе зберігають всі необхідні ресурси для MVC. Застосування може бути організовано за допомогою декількох модулів;
- фільтри: функціональний код, який виконується до і після обробки запиту від клієнтів;
- віджети: об'єкти поширених функціональних модулів, які можуть включати в себе представлення. Вони можуть містити різну логіку і бути використані в різних представленнях.

Точкою входу до застосування є головний скрипт `index.php`. Це єдиний РНР-скрипт доступний для виконання з Web мережі. Він приймає вхідний запит від клієнта і створює екземпляр застосування. Програма обробляє вхідні запити від клієнта за допомогою компонентів і відправляє результат контролеру. Віджети використовуються в видах для побудови динамічних інтерфейсів ІС ідентифікації ОРА.

4.4.2. Представлення даних та моделей. Моделі даних реалізовані в ІС ідентифікації ОРА як частина архітектури MVC. Вони є об'єктами даних, правил і логіки.

Базовий клас Model архітектури підтримує наступні компоненти:

- атрибути: робочі дані, до яких можна організувати доступ, як до звичайних змінних (властивостей об'єкта) так і у вигляді елементів масиву;
- мітки атрибутів: задають відображення атрибута моделі;
- масове присвоєння: підтримка заповнення декількох атрибутів моделі в один крок;
- правила перевірки: забезпечують введення або виведення даних на основі існуючих правил перевірки;
- експорт даних: дозволяє експортувати дані моделі в масиви або структури з налаштуванням форматів;
- функції, що виконують дії над об'єктами даних.

Клас Model є базовим класом для створення інформаційних моделей ОРА.

Базовий клас Model призначений для управління класами ResponseModel, InformationalModel, DiagnosticalModel, які відповідають основним етапам процесу ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів: вимірювання відгуків ОРА на тестовий вхідний вплив, ідентифікація інформаційної моделі та побудова редукованої моделі ОРА.

Модель ResponseModel застосовується для генерації та зберігання відгуків ОРА на вхідний тестовий вплив та використовується при ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів. Опис API функцій моделі ResponseModel наводиться в табл. 4.1.

Таблиця 4.1. API функції моделі ResponseModel

№	API функції	Параметри	Опис
1	clear()		Очищує компонент
2	get()	string: varName	Повертає значення властивості компонента
3	getResponse()		Повертає компонент відгуку
4	getView()	int: type	Повертає об'єкт перегляду
5	init()	string: json	Ініціалізує модуль
6	isset()	string: varName	Перевіряє, чи встановлено властивість
7	set()	string: varName	Встановлює значення властивості компонента
8	setLayout()	int: type	Встановлює каталог, який містить файли компонування
9	unset()	string: varName	Встановлює властивість компонента як null

Модель InformationalModel застосовується для зберігання інформаційних моделей у вигляді відліків перетинів БВФ і БПФ, отриманих за результатами ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів на основі відгуків ОРА на вхідний тестовий вплив. Опис API функцій моделі InformationalModel наводиться в табл. 4.2.

Модель DiagnosticalModel застосовується для зберігання редукованих моделей, отриманих за результатами кореляційної фільтрації ознак дискретної моделі ОРА у вигляді перетинів БВФ і БПФ, які зберігаються в моделі InformationalModel. Опис API функцій моделі DiagnosticalModel наводиться в табл. 4.3.

Таблиця 4.2. API функції моделі InformationModel

№	API функції	Параметри	Опис
1	clear()		Очищає компонент
2	get()	string: varName	Повертає значення властивості компонента
3	getDb()	string: host, username, password	Повертає компонент підключення до бази даних
4	getLog()		Повертає компонент диспетчера журналу
5	getRequest()		Повертає компонент впливу
6	getResponse()		Повертає компонент відгуку
7	getView()	int: type	Повертає об'єкт перегляду
8	init()	string: json	Ініціалізує модуль
9	isset()	string: varName	Перевіряє, чи встановлено властивість
10	runIdent ()	string: method	Запускає моделювання
11	set()	string: varName	Встановлює значення властивості компонента
12	setLayout()	int: type	Встановлює каталог, який містить файли компонування
13	unset()	string: varName	Встановлює властивість компонента як null

Модель Validator використовується для оцінки якості моделей, отриманих на попередніх етапах процедури ідентифікації. Опис API функцій моделі Validator наводиться в табл. 4.4.

Таблиця 4.3. API функції моделі DiagnosticModel

№	API функції	Параментири	Опис
1	2	3	4
1	clear()		Очищає компонент
2	get()	string: varName	Повертає значення властивості компонента
3	getDb()	string: host, username, password	Повертає компонент підключення до бази даних
4	getLog()		Повертає компонент диспетчера журналу
5	getRequest()		Повертає компонент впливу
6	getResponse()		Повертає компонент відгуку
7	init()	string: json	Ініціалізує модуль
8	isset()	string: varName	Перевіряє, чи встановлено властивість
9	runReduction()	string: method, model	Запускає моделювання
10	set()	string: varName	Встановлює значення властивості компонента
11	unset()	string: varName	Встановлює властивість компонента як null

4.4.3. Організація графічного інтерфейсу. Графічний інтерфейс ІС ідентифікації ОРА побудовано за принципами організації односторінкових сервісів Single Page Application (SPA) – веб-сервісів, які використовують єдиний каркас web-документу як оболонку для всіх типів веб-сторінок і організує взаємодію з клієнтом через динамічно завантажувані файли HTML, CSS, JavaScript за допомогою технології асинхронних запитів AJAX.

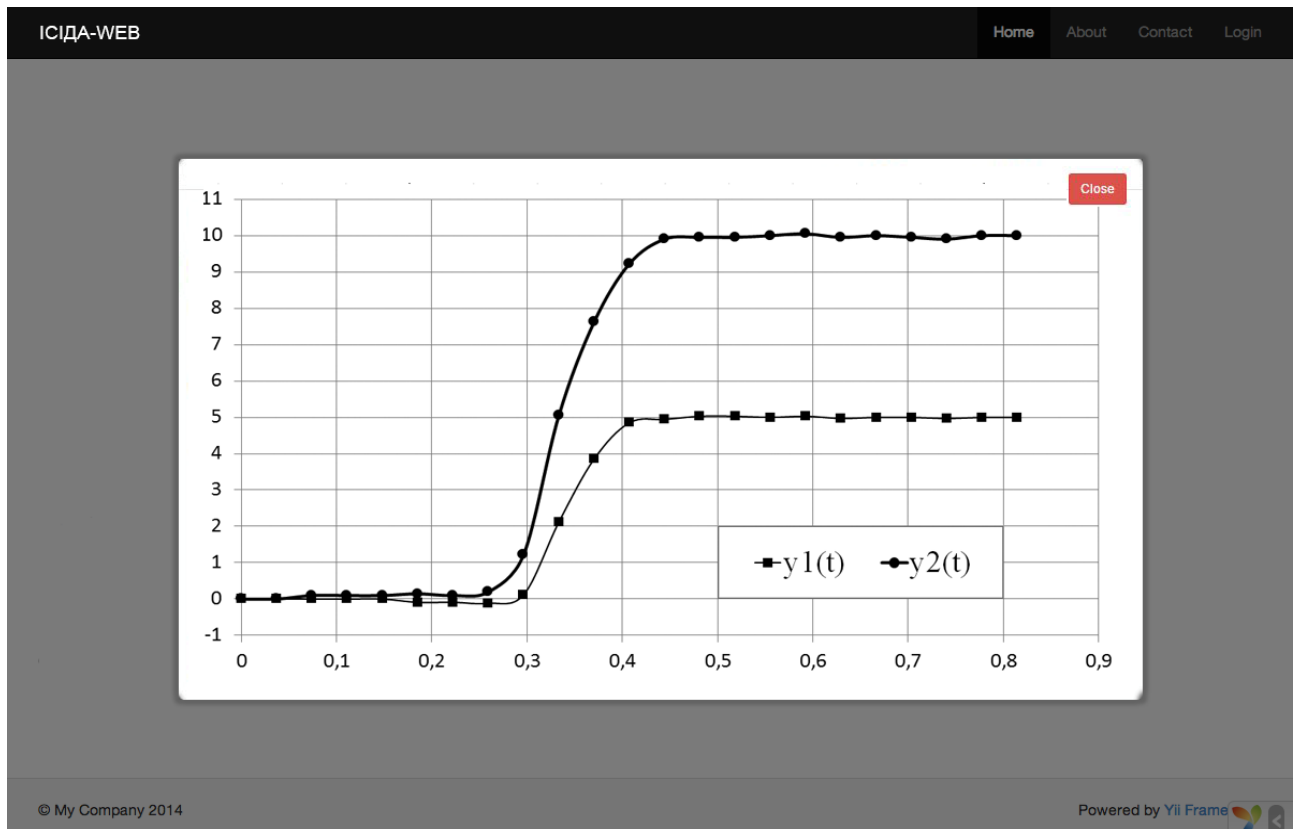
Таблиця 4.4. API функції моделі Validator

№	API функції	Параметри	Опис
1	2	3	4
1	createValidator()		Створює об'єкт перевірки
2	getValidationAttributes()		Повертає список атрибутів, до яких застосовується цей валідатор
3	init()	string: json	Ініціалізує об'єкт
4	isActive()		Повертає значення, що вказує, чи є валідатор активним для даного сценарію та атрибута
5	isEmpty()		Перевіряє, чи вказане значення порожнє
6	off()		Від'єднує існуючий обробник подій від цього компонента
7	on()		Приєднує обробник події до події
8	validate()	string: method, model	Перевіряє задане значення

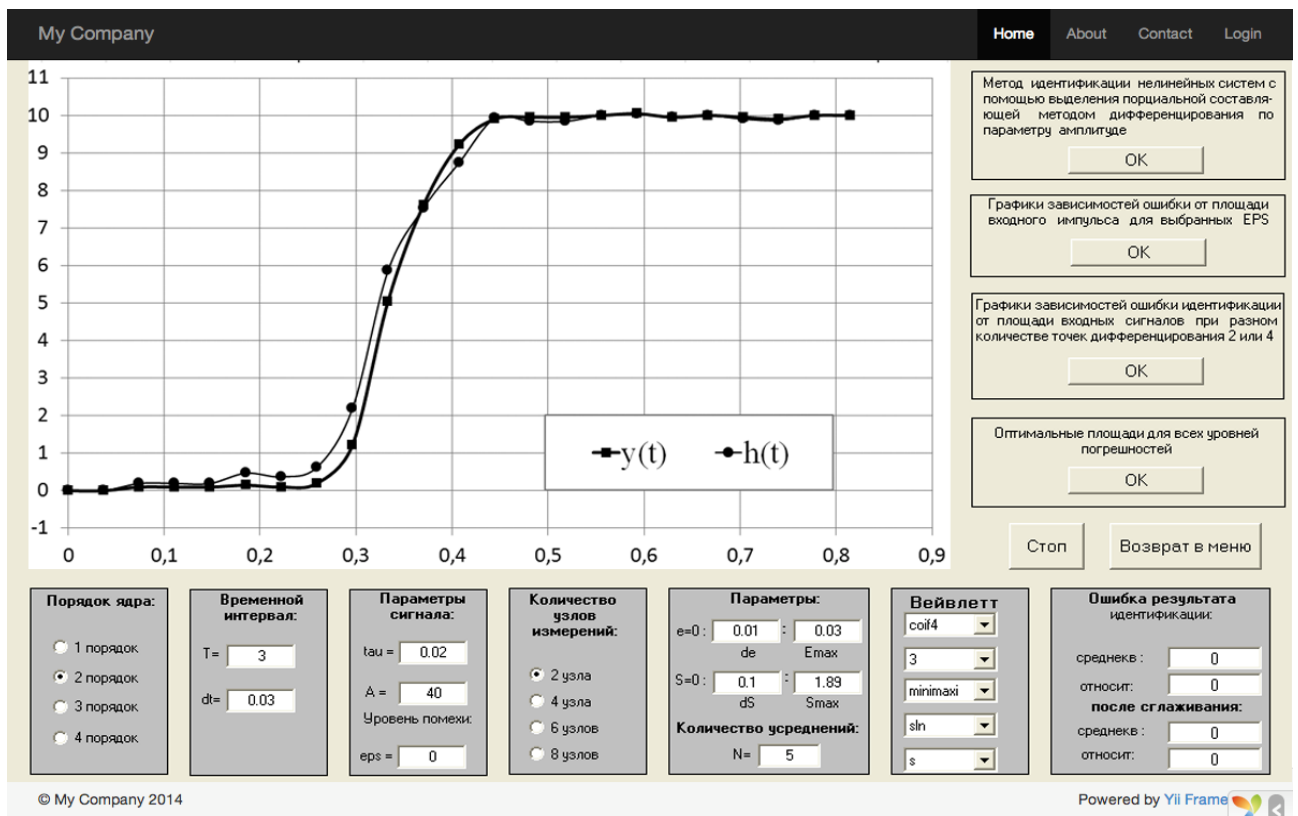
Базовими модулями для побудови графічного інтерфейсу ІС ідентифікації ОРА є Форми на основі стандартного класу `models/EntryForm` та Модальні вікна на основі стандартного класу `models/EntryForm`.

На рис. 4.5, а наведено зовнішній вигляд графічного інтерфейсу ІС ідентифікації ОРА на прикладі вікна побудови інформаційної моделі, на рис. 4.8, б – на прикладі вікна верифікації інформаційної моделі.

Дистрибутив ІС ідентифікації ОРА являє собою web-сервіс у вигляді набору вихідних скриптів, що мають строго визначену структуру.



а



б

Рисунок 4.5 – Зовнішній вигляд графічного інтерфейсу ІС: а – побудова інформаційної моделі; б – верифікація інформаційної моделі

Базове застосування ІС ідентифікації ОРА доступне клієнту за URL `http://hostname/index.php`, де `hostname` – домен або IP-адреса, на якому встановлена система. Встановлений шаблон базового застосування складається з чотирьох сторінок:

- головна сторінка, відображається при переході по URL `http://hostname/index.php`
- на сторінці "Login" відображається форма авторизації. За замовчуванням можна авторизуватися за логіном / паролем "admin / admin".
- на сторінці "Experiment" знаходиться функціонал для вирішення завдань ідентифікації, розроблений в розділах 2 і 3.
- сторінка "About" (інформація про розробника ІС).

Наведені сторінки використовують суміжні елементи інтерфейсу заголовка і закінчення сторінки, визначені у окремому шаблоні *layout*.

До застосування додається консольний скрипт з назвою *console*, який знаходиться в базовій директорії застосування. Цей скрипт може бути використаний для запуску фонових завдань і послуг у програмі, наприклад, запуск процедури навчання каскаду Хаара у фоновому режимі.

Структура застосування ІС ідентифікації ОРА наведена нижче у вигляді переліку основних папок і файлів програми застосування:

/	кореневої каталог додатки
composer.json	використовується Composer'ом, містить опис додатку
config/	конфігураційні файли
console.php	конфігурація консольного застосування
web.php	конфігурація Web додатку
commands/	містить класи консольних команд
controllers/	контролери
models/	моделі
runtime/	файли, які генерує АСТД під час виконання програми (логи, кеш і т.п.)

vendor/	містить пакети Composer'a і, власне, сам фреймворк Yii
views/	види додатки
web/	коренева директорія Web додатки. містить файли, доступні через Web
assets/	скрипти, які використовуються додатком (js, css)
index.php	точка входу в додаток АСТД «ІСІДА-WEB» З нього починається виконання програми
console	скрипт виконання консольного застосування

В цілому, застосування ІС можна розділити на два типи ресурсів: розташовані в корневій папці *web* і розташовані в інших папках. Перший тип файлів доступна через Web середовище (наприклад, за допомогою браузера), другий тип файлів є недоступним ззовні, так як містить службову інформацію.

У ІС ідентифікації ОРА реалізований архітектурний патерн MVC, який відповідає структурі папок застосування. В папці *models* знаходяться Моделі, в папці *views* – розташовані Представлення, а в каталозі *controllers* – всі Контролери, які задіяні в застосуванні.

4.5. Підтримка високопродуктивних обчислень на базі хмарних технологій

Для успішного вирішення ресурсномістких задач, до яких можна віднести чисельні розрахунки перетинів МВФ і БПФ першого та вищих порядків, навчання каскаду Хаара і т.д., ресурсів одного сервера недостатньо. Крім цього, використання серверу, на якому встановлено застосування ІС ідентифікації ОРА вкрай небажано, тому що це призведе до істотного уповільнення виконання інших завдань, що запускаються паралельно, наприклад, обробка запитів від клієнтів, формування звітів тощо. Вирішити цю проблему можна шляхом перенесення обчислювального навантаження на окремий ресурс.

Тривалий час в якості обчислювального ресурсу розглядається комп'ютер

клієнта, який здійснив запит на обчислення. Однак, в останні роки завдяки інтенсивному розвитку хмарних технологій, зокрема, хмарних ресурсів для організації та підтримки машинного навчання (Cloud ML), ефективним та доцільним є використання в якості обчислювального ресурсу хмарних сервісів.

Хмарні служби Cloud ML надають середовище, яке використовується для підготовки вхідних даних, моделей машинного навчання для використання в процесі навчання, тестування, розгортання і тестування. Хмарні служби добре підтримують такі технології програмування з відкритим кодом, як PyTorch, TensorFlow і scikit-learn. Ці бібліотеки можна використовувати для вирішення задач машинного навчання будь-якої складності, починаючи від класичного машинного навчання і до глибокого навчання.

Враховуючи істотне зниження вартості використання Cloud ML провідних розробників: Microsoft, Google, Amazon, що очікується у найближчі роки, перспективною вважається технологія передачі високонавантажених обчислень до означених хмарних сервісів.

Для організації інтерфейсу з сервісами Cloud ML в ІС ідентифікації ОРА необхідно реалізувати наступні модулі.

Підготовка даних. Провідні сервіси Cloud ML призначені для роботи з таблицями даних прямокутної форми, такими як текстові дані з роздільниками або структуровані дані з бази даних.

У хмарних сервісах доступні модулі, що дозволяють виконати деяку попередню обробку даних в рамках експерименту після здійснення імпорту даних від клієнта. В імпортованих даних, в залежно від використаних алгоритмів машинного навчання, необхідно вирішити, яким шляхом будуть оброблятися структурні труднощі в даних, наприклад розріджені дані та відсутні значення.

Ці операції не потребують великого обчислювального навантаження і часто залишаються для виконання на сервері застосування та виконуються перш ніж дані будуть імпортовані в Cloud ML.

ІС ідентифікації ОРА підтримує наступні формати даних: string (строкові константи), int (цілі числа), double (числа з плаваючою комою подвійної точності), boolean (логічні константи), dateTime (константи дати та часу).

У створений в ІС ідентифікації ОРА експеримент можна імпортувати значну кількість типів даних. Основні формати, які підтримуються ІС обумовлені підтримкою в Cloud ML і використовуються для імпорту даних:

- Звичайний текст *.txt
- Текст з роздільниками *.csv, *.tsv
- Електронна таблиця Excel *.xls, *.xlsx
- Об'єкт або робоча область R *.rdata
- Об'єкт або робоча область Matlab *.mat

Будь-який модуль застосування, що приймає формати, відмінні від вищенаведених у списку даних, перед передачею даних в наступний модуль перетворює дані в відомий формат таблиці з даними без втручання клієнта та припинення розпочатого процесу.

Розроблена ІС здатна здійснювати імпорт з мережевих джерел даних. Експеримент може імпортувати дані з різних підключених джерел даних під час своєї роботи. Так, можна отримати доступ до даних з одного з кількох підключених джерел під час запуску експерименту за допомогою модуля імпорту даних.

Доступ до даних, що використовуються для навчання, здійснюється під час експерименту. Ці дані доступні тільки в рамках цього експерименту. Дані, що

зберігаються в модулі даних, доступні для будь-якого експерименту в робочій області. Підтримувані мережеві джерела даних представлені в табл. 4.5 з наданням опису та параметрів. В цій таблиці наведені формати файлів, які підтримуються системою, і параметри, які використовуються для доступу до даних.

Таблиця 4.5. Мережеві джерела даних, що підтримуються сервісами Cloud ML

№	Джерело даних	Опис	Параметри
1	2	3	4
1	URL-адресу з використанням протоколу HTTP	Зчитує дані в файлах з роздільниками-комами (CSV), файлах з роздільниками-табуляціями (TSV), що використовує протокол HTTP	URL-адресу. Задає повне ім'я файлу, включаючи URL-адресу сайту і ім'я файлу з будь-яким розширенням. Формат даних. Задає один з підтримуваних форматів даних: CSV, TSV
2	База даних SQL	Зчитує дані, що зберігаються в базі даних SQL	Ім'я сервера бази даних. Вказує ім'я сервера бази даних. Ім'я бази даних. Задає ім'я бази даних на сервері. Ім'я користувача сервера. Задає ім'я користувача облікового запису з дозволом на доступ до бази даних. Пароль облікового запису користувача сервера. Вказує пароль для користувача.

1	2	3	4
3	Сховище великих двійкових об'єктів	Зчитує дані, що зберігаються в службі великих двійкових об'єктів	
4	Постачальник веб-каналу даних	Зчитує дані, одержувані від підтримуваного постачальника веб-каналу	Тип вмісту даних. Задає формат OData. Вихідний URL-адресу. Вказує повну URL-адресу веб-каналу даних

4.6. Висновки за розділом

Обґрунтовано програмну архітектуру на основі REST запитів з використанням якої здійснено розробку базових інструментальних засобів ІС ідентифікації ОРА. Створено ядро ІС ідентифікації ОРА з використанням сервіс-орієнтованого підходу. Така структура ядра робить ІС гнучкою, здатною доповнювати її потрібними методами обробки даних. Програмні інструментальні засоби створені за допомогою сучасного фреймворка Yii2.

Обґрунтовано використання хмарних технологій організації високопродуктивних обчислень для ідентифікації ОРА у вигляді багатовимірних ядер Вольтерра і інформаційної оптимізації моделей в задачах ідентифікації ОРА.

Розроблено ІС ідентифікації ОРА за допомогою відеореєстрації (eye-tracking), що дозволяє визначати нелінійні та динамічні характеристики зорового апарату за експериментальними даними спостережень «вхід-вихід». Це дає змогу підвищити точність побудови нелінійних інерційних моделей ОРА людини за експериментальними даними спостережень «вхід-вихід». Використання ІС ідентифікації ОРА при проектуванні систем розпізнавання станів ОРА дозволяє скоротити витрати часу на непродуктивні дії з великими обсягами навчальних

вибірок даних, забезпечує ефективну взаємодію алгоритмів інтелектуальної обробки даних і організацію простий інтуїтивно зрозумілою роботи з ІС.

Запропонована технологія відстеження поведінки зіниці не потребує спеціального обладнання та лабораторних умовах проведення експерименту і доступна для широкого застосування. Важливою особливістю технології є невимогливість до апаратного забезпечення, що відкриває можливість її використання в додатках сучасних мобільних пристроїв.

На базі web-сервісу ІС ідентифікації ОРА за допомогою відеореєстрації здійснюється побудови нелінійних динамічних моделей ОРА людини за експериментальними даними спостережень «вхід-вихід», що дозволяє підвищити точність моделювання та прискорити процедуру ідентифікації. Систему впроваджено в навчальний процес кафедри комп'ютеризованих систем управління Одеського національного політехнічного університету, де вона використовується при розробці нових технологій управління та діагностики на основі відстежування руху ОРА (Додаток Д).

Матеріали розділу відображені в публікаціях [54, 55, 120, 138, 139].

РОЗДІЛ 5.

ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕПАРАМЕТРИЧНИХ ДИНАМІЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОГО АПАРАТУ ДО ВИРІШЕННЯ ПРАКТИЧНИХ ЗАДАЧ МОДЕЛЮВАННЯ

Виконано прикладні дослідження з метою створення інформаційної систем моделювання біоінженерного об'єкту ОРА людини з використанням створеної ІТ ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів на основі БВФ і БПФ та статистичних методів машинного навчання.

Результати досліджень дозволяють зробити висновок про ефективність використання непараметричних динамічних моделей Вольтерри в задачах моделювання об'єктів живої природи в умовах апріорної невизначеності.

5.1. Побудова одновимірної інформаційної моделі око-рухового апарату людини

Апробація розробленої ІТ моделювання поведінки зіниці на основі відео реєстрації проводиться на прикладі задачі аналізу роботи ОРА уздовж горизонтальної осі. В якості контрольованого параметру розглядається відхилення зіниці ока $u(t)$ по горизонталі від початкового положення.

При плануванні експерименту розглядається традиційний підхід до відстеження кутів повороту ОРА по горизонталі – за допомогою відео реєстрації. Це передбачає використання відеокамери для отримання зображень зіниці з плином часу через рівні проміжки.

В якості вхідного тестового сигналу, який збурює ОРА використовується джерело світла на екрані спостереження. Вимірюваним відгуком ОРА (вихідний сигнал) є функція поточного відхилення зіниці в кадрі зображення відео реєстратора від початкової точки по горизонталі, що залежить від часу.

Побудова моделі здійснюється за обчислювальним методом непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів з одним входом

та одним виходом, розробленим у розділі 2. Згідно цього методу вимірюються відгуки ОРА $y_1(t)$ і $y_2(t)$ на вхідні тестові сигнали $a\theta(t)$ і $2a\theta(t)$ відповідно, представлені на рис. 5.1.

Вимірювання проводяться з точністю до 0,02 мм. Якщо прийняти в якості величини похибки вимірювань розмір пікселя цифрового зображення з відеореяду, то задана точність забезпечується вибором відеокамери стандарту Full HD з роздільною здатністю 1920x1080 точок (2.0MP).

Отримані графіки перехідних характеристик ОРА першого $\hat{h}_1(t)$ (10) і другого порядків $\hat{h}_2(t,t)$ (9) представлені на рис. 5.2 та 5.3, відповідно.

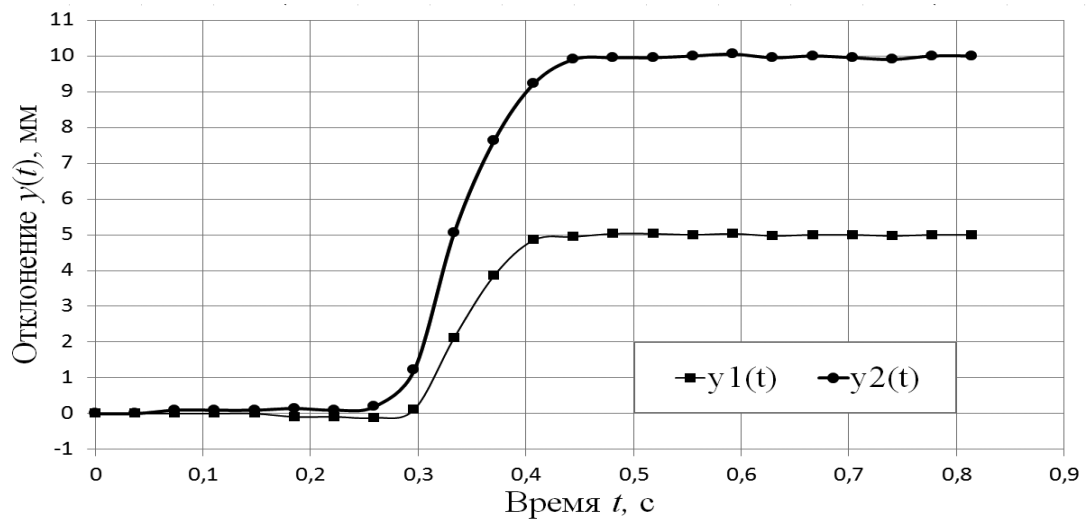


Рисунок 5.1. – Відгуки ОРА $y_1(t)$, $y_2(t)$

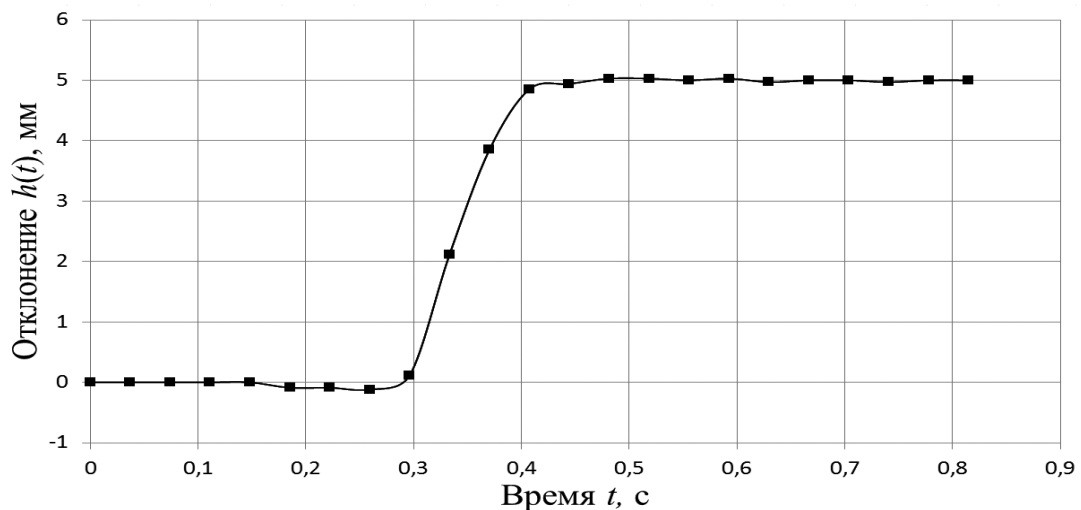


Рисунок 5.2. – Перехідна характеристика ОРА першого порядку $\hat{h}_1(t)$

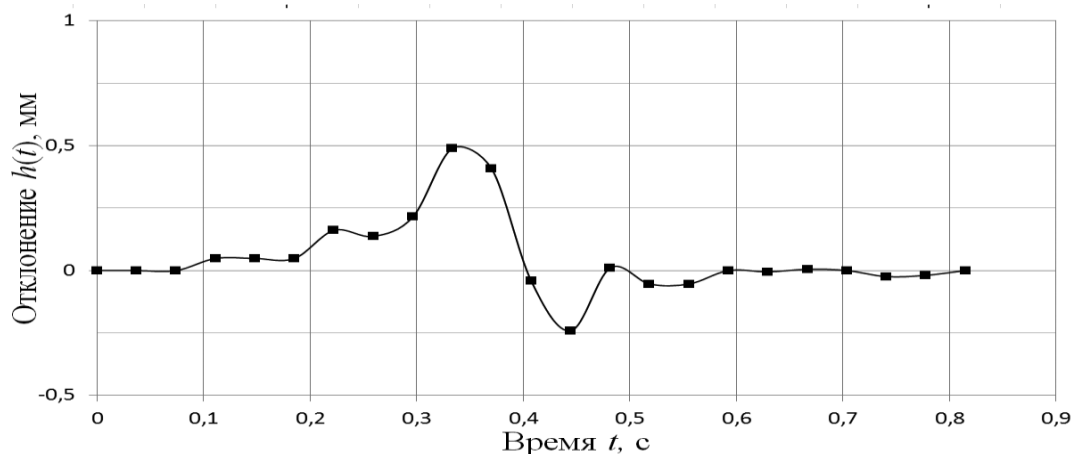


Рисунок 5.3. – Перехідна характеристика ОРА другого порядку $\hat{h}_2(t, t)$

Відгук побудованої моделі визначається за наступним виразом.

$$\hat{y}(t) = a\hat{h}_1(t) + 2a^2\hat{h}_2(t, t). \quad (5.1)$$

Порівняння відгуку побудованої моделі з відгуком, отриманим експериментальним шляхом – відгуком об'єкта ідентифікації $y(t)$ – представлено на рис. 5.4.

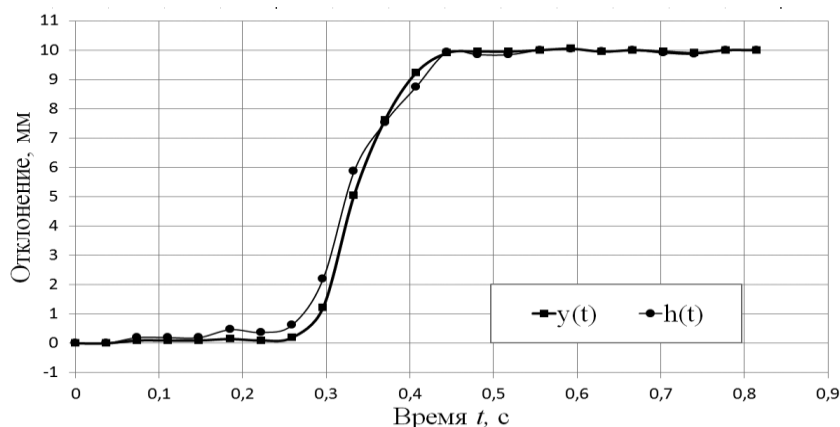


Рисунок 5.4. – Порівняння відгуків об'єкта ідентифікації $y(t)$ і моделі $\hat{y}(t)$

Наведені графіки практично збігаються (значення середньоквадратичного відхилення дорівнює $\varepsilon=0,31$) що підтверджує ефективність обчислювального алгоритму ідентифікації і адекватність побудованої моделі на основі даних експерименту «вхід-вихід».

5.2. Побудова багатовимірної інформаційної моделі око-рухового апарату людини

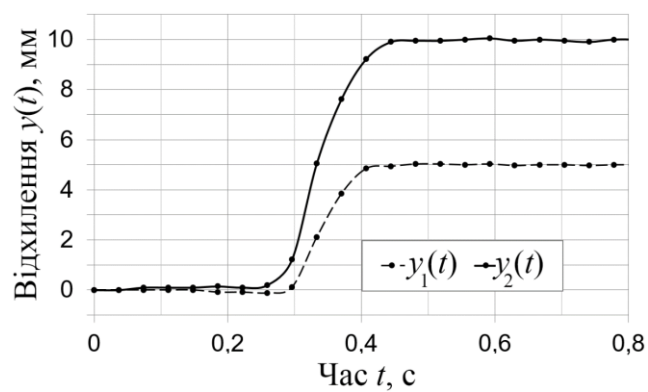
Апробація розробленої ІТ моделювання поведінки зіниці на основі відео реєстрації проводиться на прикладі двовимірної задачі аналізу роботи ОРА уздовж горизонтальної та вертикальної осі. В якості контрольованого параметру розглядається відхилення зіниці ока від початкового положення.

Розглядається багатовимірна модель ОРА з двома входами: дві пари прямих м'язів (входи об'єкту) забезпечують рух ока вгору-вниз, вправо-вліво, а також різні їх комбінації. Вимірюються відгуки: координати $u(t)$ – по горизонталі та $v(t)$ – по вертикалі поточного становища зіниці ока відносно початкового положення u_0 і v_0 (виходи об'єкту). При цьому в моделі (1.16) приймається $\nu=2$ і $\mu=2$.

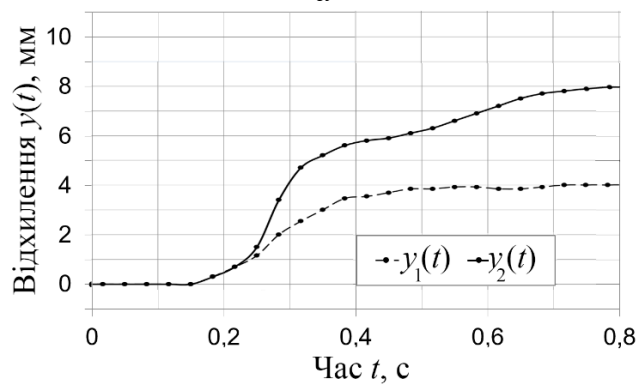
Побудова моделі здійснюється за обчислювальним методом непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів з двома входами та двома виходами, розробленим у розділі 2.

Вимірювання проводяться з точністю до 0,02 мм. Якщо прийняти в якості величини похибки вимірювань розмір пікселя цифрового зображення з відеоряду, то задана точність забезпечується вибором відеокамери стандарту Full HD з роздільною здатністю 1920x1080 точок (2.0MP).

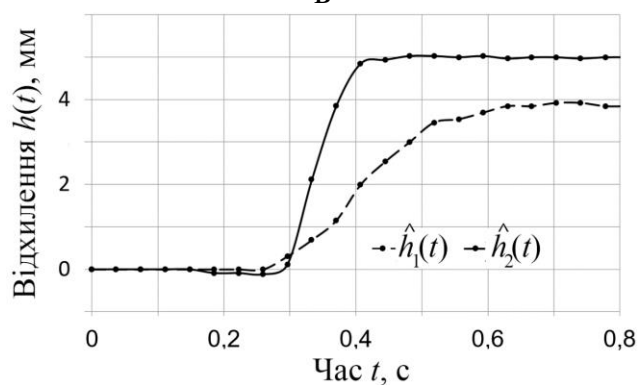
Виміряні відгуки ОРА $y_1(t)$ та $y_2(t)$ по горизонталі на входні тестові збудження $\{x_1=\alpha\theta(t), x_2\equiv 0\}$ і $\{x_1=2\alpha\theta(t), x_2\equiv 0\}$ відповідно, представлені на рис. 5.5, а. Виміряні відгуки ОРА $y_1(t)$ та $y_2(t)$ по вертикалі на входні тестові збудження $\{x_1\equiv 0, x_2=\beta\theta(t)\}$ і $\{x_1\equiv 0, x_2=2\beta\theta(t)\}$ (рис. 5.5, б). Результати вимірювання відгуків ОРА $y_1(t)$ та $y_2(t)$ на першому і другому входах представлені в табл. 5.1.



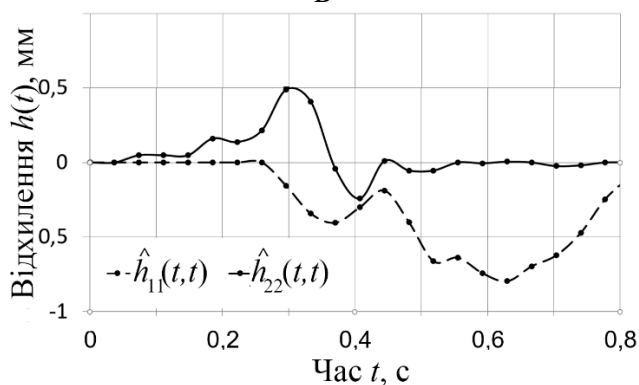
а



б



в



г

Рисунок 5.5. Характеристики ОРА: а – відгуки $y_1(t)$ по горизонталі; б – відгуки $y_2(t)$ по вертикалі; в – перехідні характеристики першого порядку $\hat{h}_1^{(1)}(t), \hat{h}_2^{(2)}(t)$;

г – перехідні характеристики другого порядку $\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t), \hat{h}_{22}^{(2)}(t,t)$

Таблиця 5.1 – Результати вимірювання відгуків ОРА при дії тестових впливів на першому і другому входах

Час, с	Відгук при тестовому впливі на першому вході (по горизонталі), мм		Відгук при тестовому впливі на другому вході (по вертикалі), мм		Відгук при тестовому впливі одночасно на першому і другому входах (по діагоналі), мм	
	$a/2$	a	$b/2$	b	A	b
1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0
0,0377	0	0	0	0	0	0
0,074	0	0,10	0	0	0	0
0,111	0	0,10	0	0	0	0
0,148	0	0,10	0	0	-0,10	0
0,185	-0,09	0,15	0,30	0,31	-0,10	0,13
0,222	-0,09	0,10	0,70	0,69	0,31	0,80
0,259	-0,12	0,19	1,51	1,15	2,42	2,67
0,296	0,12	1,21	3,43	2,00	3,89	3,20
0,333	2,12	5,05	4,69	2,54	4,68	3,62
0,370	3,85	7,62	5,23	3,00	4,80	3,63
0,407	4,85	9,22	5,80	3,46	4,91	3,73
0,444	4,94	9,90	5,81	3,54	4,90	3,61
0,481	5,03	9,95	5,88	3,69	4,89	3,63
0,518	5,03	9,95	6,21	3,85	4,92	3,73
0,555	5,00	10,00	6,22	3,85	4,91	3,97
0,592	5,03	10,05	6,49	3,92	4,93	3,99
0,629	4,97	9,95	6,79	3,92	4,94	4,00
0,666	5,00	10,00	7,20	3,85	4,97	4,00
0,703	5,00	9,95	7,60	3,85	5	3,98
0,740	4,97	9,90	7,42	3,92	4,98	3,99
0,777	5,00	10,00	7,81	4,00	4,99	3,98
0,814	5,00	10,00	8,00	4,00	5,00	4,00

Перехідні функції ОРА першого порядку по першому входу (по горизонталі) $\hat{h}_1^{(1)}(t)$ і другому входу (по вертикалі) $\hat{h}_2^{(2)}(t)$ визначаються виразом (2.16).

Перехідні функції ОРА другого порядку по першому входу (по горизонталі) $\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t)$ та по другому входу (по вертикалі) $\hat{h}_{22}^{(2)}(t,t)$ визначаються за виразом (2.17).

Перехідна функція ОРА другого порядку по першому і другому входам $\hat{h}_{12}^{(j)}(t,t)$ характеризує взаємний вплив прямих м'язів ока, під дією вхідних впливів $\{x_1=\alpha\theta(t), x_2=\beta\theta(t)\}$, $\{x_1=\alpha\theta(t), x_2=0\}$ і $\{x_1=0, x_2=\beta\theta(t)\}$ і визначається за виразом (2.14).

Графіки перехідних характеристик ОРА першого $\hat{h}_1^{(1)}(t)$, $\hat{h}_2^{(2)}(t)$ і другого $\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t)$, $\hat{h}_{22}^{(2)}(t,t)$ порядків (одночасно по горизонталі і вертикалі) представлені на рис. 5.5, в, а та 5.5, г відповідно.

Відгуки моделі ОРА на основі перехідні характеристики першого і другого порядку за двома входами і двома виходами наближено описується виразом (2.19).

Експериментально встановлено залежності:

$$\begin{aligned} \hat{h}_2^{(1)}(t) \equiv 0, \hat{h}_1^{(2)}(t) \equiv 0, \hat{h}_{12}^{(1)}(t,t) \equiv 0, \hat{h}_{21}^{(1)}(t,t) \equiv 0, \\ \hat{h}_{22}^{(1)}(t,t) \equiv 0, \hat{h}_{11}^{(2)}(t,t) \equiv 0, \hat{h}_{12}^{(2)}(t,t) \equiv 0, \hat{h}_{21}^{(2)}(t,t) \equiv 0. \end{aligned} \quad , j=1,2, \quad (5.2)$$

Тоді відгуки моделі ОРА наближено описується залежностями.

$$\begin{aligned} \hat{y}_1(t) &= a\hat{h}_1^{(1)}(t) + a^2\hat{h}_{11}^{(1)}(t,t), \\ \hat{y}_2(t) &= b\hat{h}_2^{(2)}(t) + b^2\hat{h}_{22}^{(2)}(t,t), \end{aligned} \quad (5.3)$$

Траєкторія руху зіниці ока $\hat{y}(t)$ при одночасному збудженні за двома входами (горизонтальному і вертикальному) на основі відгуків моделі ОРА $\hat{y}_1(t)$ і $\hat{y}_2(t)$ визначається виразом:

$$\hat{y}(t) = \sqrt{\hat{y}_1^2(t) + \hat{y}_2^2(t)}, j=1,2, \quad (5.4)$$

Порівняння відгуку побудованої моделі ОРА одночасно за двома входами з експериментальними даними – відгуком об'єкта ідентифікації $y(t)$ (рух по діагоналі) – представлено на рис. 5.6.

Верифікація побудованої моделі ОРА демонструє адекватність її об'єкту дослідження: за критерієм НСКП $\varepsilon_n = 5.8\%$, що підтверджує точність методу непараметричної ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів на основі БПФ з використанням тестових ступінчастих впливів.

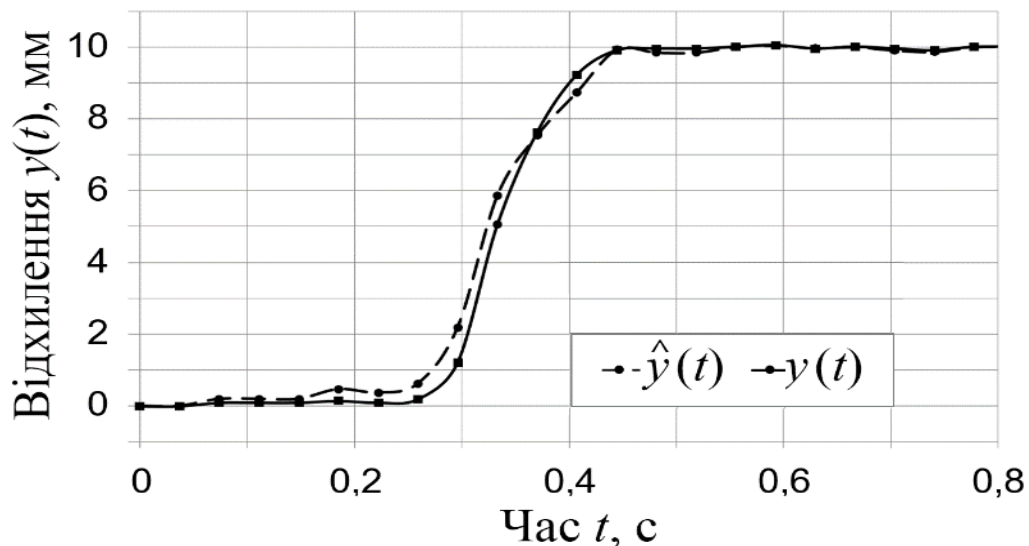


Рисунок 5.6 – Відгуки ОРА $y(t)$ і моделі $\hat{y}(t)$

Запропоновані непараметричні моделі ОРА людини у вигляді перехідної та двовимірної перехідної функції, побудованих за даними експерименту «вхід–вихід» з використанням тестових багатоступінчастих сигналів винесено на захист як п.1 наукової новизни

5.3. Web-орієнтований банк відеоданих

Для зберігання експериментальних даних та результатів ідентифікації моделей ОРА створено банк відеоданих у вигляді web-репозиторія відеофайлів. Разом з відеофайлами зберігання підлягають текстові файли з описом тестового впливу та стану об'єкту, що дозволяє розробляти і тестувати нові моделі ОРА та

порівнювати їх точність з існуючими моделями на основі якісних даних спостережень «вхід-вихід».

В глобальній мережі існує напрямок, спрямований на те, щоб все більше даних було доступним для дослідницької спільноти та машинного навчання, що сприяє появі нових рішень. Головною метою створення банку відеоданих є об'єднання досліджень різних фахівців і нормалізація їх метаданих для того, щоб зробити їх доступними для більшої аудиторії.

Для науковців, які працюють над обробкою зображень, комп'ютерним зором або eye-tracking-технологіями web-орієнтований банк відеоданих з реєстрацією руху ОРА з додаванням додаткової інформації є джерелом первинних даних, які можна використовувати для побудови моделей комп'ютерного зору. За результатами численних експериментів по відеореєстрації руху зіниці ока в залежності від стимулюючого сигналу сформовано великий обсяг первинних даних у такому складі:

- відеофайл запису руху ОРА в залежності від стимулюючого сигналу;
- вхідний сигнал, який стимулює рух ОРА;
- відхилення положення ОРА на кожному кадрі відеофайлу по горизонталі та вертикалі;
- опис стану ОРА, який досліджується.

Формат файлу, що зберігає інформацію про окремий експеримент ідентифікації ОРА має вигляд:

```
{
    "datetime": "datetime",
    "filename": "text",
    "filepath": "text",
    "metadata": {
        "title": "text",
        "description": "text",
        "keywords": "text",
    },
    "video": {
        "format": "text",
        "duration": "int",
```

```

    "size": "int",
    "frames": "int",
    "resolution": {
        "x": "int",
        "y": "int",
    },
},
    "response_coords": [
    {
        "frame": "int",
        "x": "int",
        "y": "int",
    },
    ...
]
    "input_coords": [
    {
        "frame": "int",
        "x": "int",
        "y": "int",
    },
    ]
}

```

Набір даних містить близько 2160 відеофайлів від 60 спостерігачів. Кожний зі спостерігачів приймає участь усередньому у 36 експериментах (3 сесії по 12 рухів ОРА на вхідні стимулюючі сигнали різних амплітуд з відхиленням від початкової точки по горизонталі та вертикалі).

Для визначення координат об'єкту *response_coords* (по горизонталі та вертикалі) використовується автоматизована система розпізнавання положення ОРА.

5.4. Висновки за розділом

1. Запропоновано алгоритм методу побудови непараметричної динамічної моделі ОРА людини з урахуванням його нелінійних і динамічних характеристик на основі даних експериментів «вхід-вихід».

2. На основі здобутих експериментальних даних із застосуванням розроблених обчислювальних алгоритмів і програмних ІЗ обробки даних побудована непараметрична динамічна модель ОРА людини у вигляді перехідної і двовимірної перехідною функцій. Верифікація побудованої моделі показала її адекватність об'єкту дослідження – збіг (в межах прийнятної похибки) відгуків об'єкта і виходу моделі при однакових тестових впливів.

3. Отримані результати ідентифікації ОРА людини можуть використовуватися в діагностичних дослідженнях як джерело первинних даних.

Матеріали розділу відображені в публікаціях [44, 137, 139, 140].

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Сукупність отриманих в дисертації результатів вирішує актуальну науково-технічну задачу підвищення точності та швидкості при реалізації непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату у вигляді інтегродиференціальних рядів Вольтерри шляхом розробки ефективного методу ідентифікації цих моделей та реалізації запропонованого методу як інформаційної технології моделювання, що є складовою частиною інформаційної системи.

На основі проведених досліджень отримано наступні наукові результати, які складають істотний внесок у подальший розвиток теорії моделювання нелінійних динамічних об'єктів типу «чорний ящик», застосування інтегральних непараметричних динамічних моделей око-рухового апарату, методів їх ідентифікації та редукції.

1. Виконано аналіз існуючих методів ідентифікації неперервних нелінійних динамічних об'єктів, що дозволило обрати та обґрунтувати вибір напрямку досліджень щодо побудови інтегральних непараметричних динамічних моделей на основі БВФ та БПФ для опису ОРА людини, що забезпечує точність моделювання в умовах зміни області використання або інших режимах функціонування; виконано аналіз сучасного стану методів редукції інформаційних моделей, що дозволило обрати та обґрунтувати підхід до зниження розмірності моделей на основі кореляційних методів фільтрації, що забезпечує швидкість моделювання в умовах великих обсягів ідентифікаційної інформації.

2. Розроблено новий метод непараметричної ідентифікації ОРА на основі БПФ, отриманих за результатами даних активного експерименту «вхід-вихід» з використанням тестових поліімпульсних і багатоступінчастих сигналів. Перевагою розробленого методу ідентифікації у порівнянні з іншими методами є спрощений алгоритм генерації тестових сигналів та простота обробки експериментальних даних, що дозволяє мінімізувати методичні похибки

ідентифікації, зменшити об'єм обчислень, підвищити точність та швидкість ідентифікації об'єктів.

Розроблений метод адаптовано до застосування для ідентифікації ОРА шляхом визначення та підбору тестових імпульсних впливів. Використання методу для ідентифікації характеристик ОРА дозволило збудувати інформаційні моделі з одночасним урахуванням інерційних і нелінійних властивостей ОД на основі експериментальних даних «вхід–вихід» з забезпеченням прийнятної точності: на 5-7% вище у порівнянні з лінійними моделями.

3. На основі розробленого методу ідентифікації непараметричних динамічних моделей створено інформаційну технологію ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів в інформаційних системах та інструментальні засоби сервіс-орієнтованої ІС, що ґрунтується на первинному описі ОРА на основі інформаційних моделей у вигляді БВФ та БПФ з подальшою інформаційною оптимізацією за допомогою методів фільтрації.

Розроблена технологія забезпечує високу точність та швидкість моделювання при розширенні сфери практичних застосувань та функціональних вимог, експлуатації у широкому діапазоні зовнішніх умов, що призводить до зростання апіорної невизначеності даних про об'єкт.

4. Запропоновано метод побудови багатовимірної моделі ОРА людини, яка враховує його інерційні та нелінійні властивості у вигляді БПФ з використанням тестових багатоступінчастих сигналів, на основі даних експериментів «вхід–вихід».

На основі експериментальних даних із застосуванням розробленого методу та засобів інформаційної технології ідентифікації неперервних нелінійних об'єктів отримано непараметричну динамічну модель ОРА людини у вигляді перехідної і двовимірної перехідної функцій. Дослідження точності побудованої моделі демонструє практичний збіг (в межах прийнятної похибки 5%) відгуків об'єкту і моделі при одному і тому ж тестовому впливі.

В процесі порівняльного аналізу результатів ідентифікації моделей ОРА встановлено перевагу у точності запропонованої моделі перед об'єктно-орієнтованою інформаційною моделлю на 5-7%.

Результати досліджень впроваджені в навчальному процесі ОНПУ.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Atamanyuk I. Canonical Mathematical Model and Information Technology for Cardio-Vascular Diseases Diagnostics / I. Atamanyuk, Y. Kondratenko, V. Shebanin, Y. Volosyuk // Proceedings of 14th The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics “CADSM 2017”, 21-25 February 2017, Lviv-Poljana. – pp. 438-440.
2. Atamanyuk I. Method of an optimal nonlinear extrapolation of a noisy random sequence on the basis of the apparatus of canonical expansions / I. Atamanyuk, V. Shebanin, Y. Kondratenko, V. Havrysh, Y. Volosyuk // Proceedings of XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information “ICDSIAI'2018”, Kiev, Ukraine, June 4-7, 2018, pp 329-337.
3. Atamanyuk I. Models and algorithms for prediction of electrical energy consumption based on canonical expansions of random sequences / Igor Atamanyuk, Volodymyr Kondratenko, Yuriy Kondratenko, Vyacheslav Shebanin, Marina Solesvik // Monograph “Green IT Engineering: Social, Business and Industrial Applications”. Publisher: Springer International Publishing, 2019, pp. 397-421.
4. Baziyan, B.H. Using the Analysis of the Trajectories of Eye Movements, Head and Hands for Early Functional Diagnosis of Parkinson's Disease / B.H. Baziyan, L.A. Chigaleychik, E.L. Teslenko, D.R. Lachinova // Bulletin of Experimental Biology and Medicine. – 2007. – Vol. 143 (5). – P. 484–486.
5. Billings, S. A. Identification of systems containing linear dynamic and static nonlinear elements / S. A. Billings, S. Y. Fakhouri // Automatica. – 1982. – Vol. 18. – P. 15–26.
6. Billings, S. A. Introduction to nonlinear system analysis and identification, Signal Processing for Control / S. Billings // [Edited by K. Godfrey and P. Jones] – Berlin. – Springer-Verlag. – 1986. – P. 261–294.
7. Billings, S. A. Parameter estimation techniques for nonlinear systems / S.A. Billings, I. J. Leontaritis // 6th IFAC Symposium on Identification & Systems Parameter Estimation. – Washington. – 1982. – P.427–432.

8. Billings, S. A. The Practical Identification of Systems with Nonlinearities / S. A. Billings, M. B. Fadzil // Proc. IFAC Conference, Identification and System Parameter Estimation. – U.K: York. – 1985. – P. 155–160.
9. Borys, A. Nonlinear Aspects of Telecommunications: Discrete Volterra Series and Nonlinear Echo Cancellation. / A. Borys // Florida, USA: CRC Press. – 2000. – 300 p.
10. Borys, A. Consideration of Volterra Series With Excitation and/or Impulse Responses in the Form of Dirac Impulses / A. Borys // IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. – 2010. – Vol. CAS 57. – Iss. 6. – P. 466–470.
11. Boyd, S. Volterra series: Engineering fundamentals / S. Boyd // Ph. D. Dissertation, Univ. of California at Berkeley, Dept. ECE. – 1985.
12. Boyd, S. Analytical foundations of Volterra series / S. Boyd, L. O. Chua, C. Desoer // IMA Journal of Mathematical Control and Information. – 1984. – Vol. 1. – P. 243–282.
13. Chua, L.O. Measuring Volterra Kernels (III), How to Estimate the Highest Significant Order? / L.O. Chua, Y. Liao // Int. J. Circuit Theory and Applications. – 1991. – Vol. 19, № 2. – P. 189–209.
14. Doyle, F. J. Identification and Control Using Volterra Models / F. J. Doyle, R. K. Pearson, B. A. Ogunnaike // Published Springer Technology & Industrial Arts. – 2001. – 314 p.
15. Favier, G. Nonlinear system modeling and identification using Volterra-models / G. Favier, A.Y. Kibangou, T. Bouilloc // International Journal of Adaptive Control and Signal Processing. – Wiley. – 2012. – 26(1). – P. 30–53.
16. Fomin, O. O. Construction of Diagnostic Features Space using Volterra Kernels Moments / O. O. Fomin, V. D. Pavlenko // П'ятнадцята міжнародна науково-технічна конференція «Проблеми інформатики моделювання». – Харків. – 2015. – P. 66.
17. Fomin, O. O. Feature Space Building for Nonlinear Systems Diagnostics based on Wavelet Transforms of Integral Models / O. O. Fomin, V. D. Pavlenko //

System analysis and information technology: 18-th International conference SAIT 2016. – Kyiv. – 2016. – P. 30–31.

18. Fomin, O. O., Pavlenko V. D. Model-oriented method for construction of intelligent information systems of diagnosing based on Volterra kernels / O. O. Fomin, V. D. Pavlenko // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2016. – P. 146–153.

19. Fomin, O., Pavlenko, V., Ruban, O. Construction of the diagnostic model based on combining spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // Applied Aspects of Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.1. – P. 431–442.

20. Fomin, O., Ruban, O., Fedorova, H. Construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model based on of multiple factors variance analysis // Herald of Advanced Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.2. – P. 52–61.

21. Fomin, O. O. Construction intelligent computing systems for diagnostics complex dynamical objects using Volterra kernels / O. O. Fomin, V. D. Pavlenko, M. M. Masri // Intellectual systems for decision making and problems of computational intelligence (ISDMCI'2015). – Kherson. – 2015. – P. 241–243.

22. Fomin, O. Method of Building an Intelligent Computing Systems for Diagnostics using Volterra Kernels Moments / O. Fomin, M. Masri, V. Pavlenko // Advances in Information Science and Computer Engineering. 9th International Conference on Computer Engineering and Applications (CEA–2015). – Dubai. – 2015. – P. 52–56.

23. Fomin, O. Intelligent Technology of Nonlinear Dynamics Diagnostics using Volterra Kernels Moments / O. Fomin, M. Masri, V. Pavlenko // International journal of mathematical models and methods in applied sciences. – 2016. – Volume 10. – P. 158 – 165.

24. Fomin, O. Technology of Intelligent Diagnostics Based on Volterra Kernels Moments / O. Fomin, A. Medvedev, V. Pavlenko // IEEE 8th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). – Warsaw. – 2015. – P. 796–801.

25. Fomin, O. Building an intelligent computing systems for diagnostics using Volterra kernels / O. Fomin, V. Pavlenko // Міжнар. наук.-практ. конф.

«Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи)». – Київ-Черкаси. – 2015. – Р. 153–154.

26. Fomin, O. Construction of diagnostic features space using Volterra kernels moments / O. Fomin, V. Pavlenko // 20th International Conference «Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR)». – Miedzyzdroje. – 2015. – P. 1022–1027.

27. Fomin, O. Wavelet-transformation of Volterra kernels for features space dimension reduction in nonlinear systems diagnostics / O. Fomin, V. Pavlenko // The international conference «Wavelets and Applications». – St. Petersburg. – 2015. – P. 35–36.

28. Frank, W. Sampling Requirements for Volterra System Identification / W. Frank // IEEE Signal Proc. Letters. – 1996. – Vol. 3. – № 9. – P. 266–268.

29. Fukunaga, K. Introduction to Statistical Pattern Recognition / M. Manimozhi, R. Saravanakumar // Elsevier-Academic Press. – 2010. – P. 660–667.

30. Giannakis, G. B. A Bibliography on Nonlinear System Identification and its Applications in Signal Processing, Communications and Biomedical Engineering / G. B. Giannakis, E. Serpedin // Signal Processing – EURASIP. – 2001. – Vol. 81. – No 3. – P. 533–580.

31. Goswami, J.G. Fundamentals of Wavelets: Theory, Algorithms, and Applications / J.G. Goswami, A.K. Chan // John Wiley & Sons, Inc. – 1999. – P. 125–137.

32. Guestrin, E.D. General Theory of Remote Gaze Estimation Using the Pupil Center and Corneal Reflections / E.D. Guestrin, M. Eizenman // IEEE Trans. Biomed. Eng. – 2006. – Vol. 53 (6). – P. 1124–1133.

33. Jansson, D. Stochastic anomaly detection in eye-tracking data for quantification of motor symptoms in Parkinson's disease / D. Jansson, A. Medvedev, H. Axelson, D. Nyholm // Advances in Experimental Medicine and Biology. – 2015. – Vol. 823. – P. 63–82.

34. Jansson, D. Volterra Modeling of the Smooth Pursuit System with Application to Motor Symptoms Characterization in Parkinson's Disease / D. Jansson, A. Medvedev // European Control Conference (ECC). – 2014. – P. 1856–1861.

35. Lenkov, Sergey. Forecasting reliability of complex technology objects. Parameters optimization of their technical exploitation: [monography] in English / Igor Tolok, Vadim Tsitsarev, Genadiy Zhyrov, Evgen Lenkov, Yurii Khlaponin, Bohdan Borowik; under edition S.V. Lenkov // Bielsko-Biala: Publishing house «BEL». – Poland. – 2018. – 254 p.

36. Lotots'kyj, R.V. Wavelet Transform for Data Compression / R.V. Lotots'kyj // Signal/Image Processing and Pattern Recognition: Proceedings of the Fifth All-Ukrainian International Conference, UkrOBRAZ'2000. – Kyjiv. – 2000. – P. 63–66.

37. Mazzaferri, J. Multiple feature extraction by using simultaneous wavelet transforms. / J. Mazzaferri, S. Ledesma, C. Iemmi // Journal of Optics A: Pure and Applied Optics. – 2003. – Volume 5. – Number 4. – P. 1464–4258.

38. Medvedew, A. A. The diagnostic of retinal diseases by dint of convolutional neural networks» / A. A. Medvedew, A. O. Fomin, V. O. Speranskiy // Сьома міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (MIT-2017)». – Одеса. – 2017. – С. 136–137.

39. Medvedew, A. Diagnostic features space construction using Volterra kernels wavelet transforms / A. Medvedew, O. Fomin, V. Pavlenko, V. Speransky // Proceedings of the 2017 IEEE 9th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). – 2017. – P. 1077–1081.

40. Montazeri A., Mahmoodi S. Adaptive Volterra-Laguerre modeling for NMPC. Iran – Petroleum Institute. – 2014. – 233 p.

41. Nørgaard, M. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems / M. Nørgaard, O. Ravn, N.K. Poulsen, and L.K. Hansen // Springer–Verlag, London, 2000. – 336 p.

42. Palahin V., Juhár J. Joint signal parameter estimation in Non-Gaussian noise by the method of polynomial maximization // *Journal of Electrical Engineering*. – 2016 – 67 (3). – P. 217-221. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: Scopus, Web of Science.

43. Palahina E., Gamcová M., Gladisova I., Gamec J., Palahin V. Signals Detection in Correlated non-Gaussian Noise Using Higher-Order Statistics. – *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2018, 37(4), 1704-1723.

44. Pavlenko, V. D. Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model / V. D. Pavlenko, O. O. Fomin, A. N. Fedorova, M. M. Dombrovskiy // *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*. Серія: Інформатика і моделювання. – 2016. – №21 (1193). – P. 74–85.

45. Pavlenko, V. Intelligent information technology building systems diagnostics using nuclear moments Volterra / V. Pavlenko, O. Fomin // *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*. Серія: Інформатика та моделювання. – 2015. – №33 (1142). – С. 105–118.

46. Pavlenko, V. Methods For Black-Box Diagnostics Using Volterra Kernels / V. Pavlenko, O. Fomin // *ICIM 2008: 2nd International Conference on Inductive Modelling*. – Kyiv. – 2008. – P. 104–107.

47. Pavlenko, V. Computing of the Volterra Kernels of a Nonlinear System Using Impulse Response Data / V. Pavlenko, M. Massri, V. Ilyin // *Proceedings of 9th International Middle Eastern Simulation Multiconference MESM'2008*. – Philadelphia University, Amman, Jordan. – August 26-28, 2008. – P. 131–138.

48. Pavlenko, V. Chapter 10: Identification of systems using Volterra model in time and frequency domain / V. Pavlenko, S. Pavlenko, V. Speransky // In book: «Advanced Data Acquisition and Intelligent Data Processing». V. Haasz and K. Madani (Eds.). – River Publishers. – 2014. – P. 233–270.

49. Pavlenko, V. The Engineering Software Tools for Nonlinear Dynamical Systems Identification Based on Volterra Models in Frequency Domain / V. Pavlenko, V. Speransky, M. Dombrovskiy // *Intelligent Data Acquisition and Advanced*

Computing Systems: Technology and Applications. Proc. of the 8th IEEE International Conference IDAACS-2015. – Warsaw, Poland. – 24-26 September 2015. – P.386-391.

50. Povoroznjuk, A.I. Research of alternative diagnostic features in intelligent computer-based cardiological decision support systems / A. I. Povoroznjuk, A.E. Filatova, O.S. Kovalenko, ect.// Przegląd Elektrotechniczny. – 2017. – NR 3. – P. 125–128.

51. Povoroznyuk, A.I. Design of computer-based intelligent support decision systems for medicine / A.I. Povoroznyuk, Filatova. // 12th International Conference: The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics, CADSM 2013: Polyana, Svalyava. – 2013. – P. 101–102.

52. Rao, R.M. Wavelet Transforms: Introduction to Theory and Applications / R.M. Rao, A.S. Bopardikar // Eddison–Wesley. – 1998. – 294 p.

53. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Correlation based construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model // Colloquium-journal. – №13 (65). Part 1. Technical Science, 2020. – P. 23–25.

54. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Information technology for feature selection using spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // The 10 d International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (March 30-31, 2020). – P. 267 – 270.

55. Ruban O., Fedorova H. Model-based information technology of continuous objects diagnostics in the conditions of their description dimension growth // Modern engineering and innovative technologies. – №12. Part 3. Technical Science, 2020. – P. 141–145.

56. Rugh, W. J. Nonlinear System Theory. The Volterra–Wiener Approach / W. J. Rugh // Baltimore: John Hopkins University Press. – 1981. – 338 p.

57. Rugh, W. J. Nonlinear Systems: a Volterra approach / W. J. Rugh // N. Y.: J. Hopkins Press. – 1981. – 274 p.

58. Schetzen, M. The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems / M. Schetzen // New York : John Wiley & Sons. – 1980. – 389 p.

59. Subbotin, S. The Sample and Instance Selection for Data Dimensionality Reduction, Recent Advances in Systems, Control and Information Technology / S. Subbotin, A. Oliinyk // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017. – Vol. 543. – P. 97–103.

60. Teolis, A. Computational Signal Processing with Wavelets / A. Teolis – Publishing Birkhauser, 1998. – 346 p.

61. Vapnik, V. The nature of statistical learning theory. Springer science & business media, 2013.

62. Айвазян, С. А. Интеллектуализированные инструментальные системы в статистике и их роль в построении проблемно–ориентированных систем поддержки принятия решений / С. А. Айвазян // Обозрение проблем прикладной математики. – М.: Наука; Изд–во "ТВП". – 1997. – Том 4. – №2.

63. Айвазян, С. А. Прикладная статистика: Исследование зависимостей. Справочное издание / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин // М.: Финансы и статистика. – 1985. – 487 с.

64. Айвазян, С. А. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. Справочное издание / С. А. Айвазян, В. М. Бухштабер, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин. Под ред. С. А. Айвазяна // М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

65. Айвазян, С. А. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных. Справочное издание / С. А. Айвазян, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин // М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.

66. Апарцин, А. С. О математическом моделировании нелинейных динамических систем рядами Вольтерры / А. С. Апарцин, С. В. Солодуша // Электронное моделирование. –1999. – № 2. – С. 3–12.

67. Апарцин, А. С. О повышении точности моделирования нелинейных динамических систем полиномами Вольтерра / А. С. Апарцин // Электронное моделирование. – 2001. – Т. 19. – № 6. – С. 3–12.

68. Базиан, Б. Х. Использование анализа траекторий движения глаз, головы и руки для ранней функциональной диагностики болезни Паркинсона /

Б. Х. Базиян, Л. А. Чигалейчик, Е. Л. Тестенко, Д. Р. Лачинова // Бюллетень экспериментальной биологии и медицины. – 2007. – Т. 143. – № 5. – С. 484–486.

69. Балихін, О. В. Розробка eye-tracking обладнання для моделювання око-рухового апарату людини / О. В. Балихін, К. С. Булас, О. О. Фомін // Восьма Міжнародна наукова конференція студентів та молодих вчених «Сучасні інформаційні технології 2018». – Одеса. – 2018. – С. 124–125.

70. Борис, А. Аналіз і синтез нелінійних пристроїв і засобів телекомунікації з використанням неперервного і дискретного рядів Вольтерри: Автореф. дис... д-ра техн. наук: 05.12.13 / А. Борис // Нац. ун-т. "Львів. політехніка". – 2005. – 36 с.

71. Бритов, Г. С. Моделирование системы функционального диагностирования / Г. С. Бритов, Л. А. Мироновский // Інформаційно–керуючі системи на залізничному транспорті. – 2009. – №4. – С. 29–34.

72. Вапник, В. Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным / В. Н. Вапник // М.: Наука, 1979. – 448 с.

73. Васильев, В. В. Моделирование динамических систем: аспекты мониторинга и обработки сигналов / В. В. Васильев, Г. И. Грездов, Л. А. Симак, А. В. Васильев, А. М. Косова. Под ред. В. В. Васильева // Институт проблем моделирования в энергетике им. Г. Е. Пухова НАН Украины. Отделение гибридных моделирующих и управляющих систем в энергетике – К.: 2002. – 344 с.

74. Верлань, А. Ф. Математическое моделирование непрерывных динамических систем / А. Ф. Верлань, С. С. Москалюк. – К.: Наукова думка, 1988. – 287 с.

75. Верлань, А. Ф. Метод вычислительных экспериментов для решения интегральных уравнений в обратной задаче спектроскопии / А. Ф. Верлань, В. С. Сизиков, Л. В. Мосенцова // Электрон. моделирование. – 2011. – 33, N2. – С. 3–12.

76. Верлань А.Ф., Дячук О.А., Палагін В.В. Методи математичної редукції моделей динамічних систем. – Київ: Наукова думка. – 2019.– 311с.

77. Внуков, Ю. Н. Алгоритм классификации с использованием дискриминантных функций / Ю. Н. Внуков, В. И. Дубровин // Высокие

технологии в машиностроении: Сборник научных трудов ХГПУ. – Харьков, 1998. – С. 64–66.

78. Вольтерра, В. Теория функционалов, интегральных и интегро–дифференциальных уравнений / В. Вольтерра. Пер. с англ. М. К. Керимова под ред. П. И. Кузнецова. – М.: Наука, 1982. – 304 с.

79. Горелик, А. Л. Методы распознавания. – 4–е изд. / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. – М.: Высшая школа, 2004. – 262 с.

80. Дубровин, В. И. Оценка значимости признаков на основе многослойных нейронных сетей в задачах диагностики и распознавания / В.И. Дубровин, С.А. Субботин // Техническая диагностика. 2002. № 1(3). С. 66-72.

81. Дубровин, В. И. Сокращение объема данных в задачах распознавания и диагностики / В.И. Дубровин, С.А. Субботин, В. И. Кривенко, Л. Н. Евченко // Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение» НКП-2002 с международным участием (Москва, 21–22 марта 2002) М.: Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, 2002. С. 954—963.

82. Дубровин, В.И. Диагностика на основе эвристических алгоритмов в условиях ограниченного объема обучающей выборки / В.И. Дубровин, С.А. Субботин // Proceedings of International conference “Soft computing and measurement” SCM-2000. Saint-Petersburg: Saint-Petersburg State Electrotechnical University (LETI), 2000. CD-ROM.

83. Дьяконов, В. П. Вейвлеты. От теории к практике / В. П. Дьяконов. – М.: СОЛОН–Р. – 2002. – 448 с.

84. Загоруйко, Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н. Г. Загоруйко. – Новосибирск : Изд – Во ИМ СО РАН, 1999. – 270 с.

85. Загоруйко, Н. Г. Проблема выбора в задачах анализа данных и управления / Н. Г. Загоруйко, Г. С. Лбов // Сиб. журн. индустр. матем. – 2000. – Т. 3. – № 1. – С. 101–109.

86. Задирака, В.К. Цифровая обработка сигналов / В.К. Задирака, С.С. Мельникова – Киев: Наук. думка, 1993. – 294 с.

87. Ивахненко, А. Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем / А. Г. Ивахненко. – М.: Наукова думка, 1982. – 296 с.
88. Ивахненко, А. Г. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным / А. Г. Ивахненко, Ю. П. Юрачковский. – М.: Радио и связь, 1987. – 117 с.
89. Ивахненко, А. Г. Моделирование сложных систем: информационный подход / А. Г. Ивахненко. – К.: Наукова думка, 1987. – 136 с.
90. Истомина, Т. В. Применение теории wavelets в задачах обработки информации / Т. В. Истомина, Б. В. Чувькин, В. Е. Щеголев. – Пенза : Изд-во Пенз. гос. ун-та – 2000. –188 с.
91. Козак, Ю.А. Принципы и методы создания информационных моделей в автоматизированных системах управления / Ю. А. Козак, Е. Ю. Орлова, Д. Ю. Кучерявый – Труды Одесского политехнического университета. Вып.1. Одесса, 2003. С. 135—139.
92. Комлева, Н.О. Розробка системи автоматизованої діагностики рухового апарату зорового аналізатора: Дис... канд. техн. наук: 05.13.06 / Комлевая Наталья Олеговна. – Одесса, 2006–176 с.
93. Комлевая, Н.О. К вопросу о моделировании работы глазодвигательной системы на базе интеллектуального комплекса «EYESOM» / Н.О. Комлева // Материалы XX Международной научн.-техн. Конф. «Экстремальная робототехника. Нано-микро- и макророботы» -Таганрог: Изд-во ТТИЮФУ, 2009. – С. 95-97.
94. Ланнэ, А. А. Нелинейные динамические системы: синтез, оптимизация, идентификация / А. А. Ланнэ. – Л.: ВАС, 1985. – 240 с.
95. Ленков, С.В. Ідентифікації об'єктів в слабоструктурованій базі даних / С.В. Ленков, В.М. Джулій, В.О. Осипа, І.А. Хлистун // Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка. – 2016. – №52. – С. 129–134.

96. Ленков, С.В. Інтелектуальні вимірювальні системи на основі мікроелектронних датчиків нового покоління. Моногр. / С.В. Ленков. – Одеса, 2011. – 284 с.
97. Мармарелис, П. Анализ физиологических систем. Метод белого шума / П. Мармарелис, В. Мармарелис. Пер. с англ. Под ред. Е.А.Умрюхина. – М.: Мир, 1981. – 480 с.
98. Матвійчук, Я. М. Математичне макромодельовання динамічних систем: теорія та практика. Наукове видання / Я. М. Матвійчук. – Львів : ЛНУ ім. І. Франка, 2000. – 236 с.
99. Мокін, Б. І. Математичні методи ідентифікації динамічних систем: навчальний посібник / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін, О. Б. Мокін. – Вінниця: ВНТУ, 2010. – 260 с.
100. Назаров, А. В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем / А. В. Назаров, А. И. Лоскутов. – СПб.: Наука и техника, 2003. – 384 с.
101. Новиков, Л. В. Основы вейвлет-анализа сигналов: Учебное пособие / Л. В. Новиков. – СПб.: Изд-во ООО "МОДУС+", 1999. – 154 с.
102. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
103. Павленко, В. Д. Информационная технология диагностики нелинейных динамических объектов с использованием рядов Вольтерра / В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»: Тематичний випуск «Системний аналіз, управління та інформаційні технології». – 2007. – №5. – С. 67 – 74.
104. Павленко, В. Д. Информационная технология модельной диагностики нелинейных динамических объектов / В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Информационные системы и технологии, приложение к журналу «Холодильная техника и технология». – 2006. – С. 57 – 64.

105. Павленко, В. Д. Информационная технология модельной диагностики нелинейных объектов / В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Информатика та математичні методи в моделюванні. – 2011. – Том 1. №1. – С. 57 – 65.

106. Павленко, В. Д. Средства построения диагностических моделей непрерывных объектов контроля на основе многомерных весовых функций / В.Д. Павленко, А.А. Фомин // Восьмая международная научно-практическая конференция «Современные информационные и электронные технологии». – 2007. – С. 108.

107. Павленко, В. Д. Метод диагностики непрерывных систем на основе моделей в виде ядер Вольтерра / В. Д. Павленко, А. А. Фомин, С. В.Павленко, В. М.Льин // Збірник наукових праць «Моделювання та керування станом еколого-економічних систем». – 2008. – Вип. 4. – С. 180 – 191.

108. Павленко, В. Д. Генетический метод квазиполного перебора оценки информативности диагностических признаков / В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Материалы 10-й Международной конференции по автоматическому управлению «Автоматика– 2003», г. Севастополь, 15–19 сентября 2003 г. – Севастополь: СНТУ. – 2003. –Т. 3. – С. 92–93.

109. Павленко, В. Д. Идентификация нелинейных динамических систем в виде ядер Вольтерры на основе данных измерений импульсных откликов / В. Д. Павленко // Электронное моделирование. – 2010. – Т. 32. –№3. – С. 3–18.

110. Павленко, В. Д. Информационная технология косвенного контроля и диагностики динамических объектов на основе моделей Вольтерра / В. Д. Павленко // Труды Одесск. политехн. ун-та. – Одесса, 2008. – Вып. 2(30). – С. 194–199.

111. Павленко, В. Д. Метод идентификации нелинейных систем на основе рядов Вольтерра во временной области / В. Д. Павленко, В. В. Череватий // Проблеми інформатизації та управління: Збірник наукових праць НАУ. – К.: НАУ, 2004. – Вип. 11. – С. 161–164.

112. Павленко, В. Д. Методы детерминированной идентификации нелинейных систем в виде моделей Вольтерра / В. Д. Павленко, С. В. Павленко // XII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014. Москва, 16-

19 июня 2014 г.: Труды. [Электронный ресурс]. – М.: Ин-т проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2014. – С. 2830-2841. – ISBN 978-5-91450-151-5

113. Павленко, В. Д. Эффективность методов извлечения диагностической информации из данных идентификации объектов контроля в виде ядер Вольтерра / В. Д. Павленко, С. В. Павленко, В. М. Ильин // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2011. – Вип. 04(80). – С. 154-161.

114. Павленко, С. В. Применение вейвлет-фильтрации в процедуре идентификации нелинейных систем на основе моделей Вольтерра / С. В. Павленко // Восточно-европейский журнал передовых технологий – Харьков. – 2010. – № 6/4 (48). – С. 65–70.

115. Поворознюк, А. І. Інформаційна підтримка діагностично-лікувальних заходів у медицині / А.І. Поворознюк, О.А. Поворознюк, Г.Р. Мумладзе // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія, Вінниця, ВНТУ 2017, – № 1(38) – С. 30-36.

116. Поворознюк, А. И. Формирование системы информативных диагностических признаков на основании количественного выражения их значимости / А.И. Поворознюк, А.А. Сомова // Вісник НТУ «ХПІ». Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ «ХПІ», 2008. – № 24. – С. 137 –141.

117. Попков, Ю. С. Идентификация и оптимизация нелинейных стохастических систем / Ю. С. Попков, О. Н. Киселев, Н. П. Петров, Б. Л. Шмульян. – М.: Энергия, 1976. –440 с.

118. Пупков, К. А. Методы классической и современной теории автоматического управления. Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления: Учебник для ВУЗов. В 5 тт. Т. 2, 2-е изд., перераб. и доп. / К. А. Пупков, Н. Д. Егупов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. –638 с.

119. Рубан О.Д., Федорова Г.М., Кузін І.О., Фомін О.О. Підвищення оперативності побудови діагностичних моделей великих розмірностей в системах

технічної діагностики // VII Міжнародна науково-практична конференція «Інформатика. Культура. Технології» ІКТ–2019. – С.

120. Рубан А. Д., Федорова Г. М., Фомин А. А. Определение положения зрачка при помощи сверточной нейронной сети // Восьма Міжнародна наукова конференція студентів та молодих вчених «Сучасні інформаційні технології 2018». – Одеса. – 2018. – С. 112 – 113.

121. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.

122. Сверкунов, Ю. Д. К измерению многомерных передаточных Функций нелинейной системы / Ю. Д. Сверкунов // Радиотехника. –1980. – № 2. – С. 36–39.

123. Сверкунов, Ю. Д. Определение многомерных передаточных функций нелинейной системы / Ю. Д. Сверкунов // Радиотехника. –1977. – № 9. – С. 77–60.

124. Семенов, А. Д. Идентификация объектов управления: Учебное пособие / А. Д. Семенов, Д. В. Артамонов, А. В. Брюхачев. – Пенза: Пенз. гос. ун–т, 2003. – 215 с.

125. Серков, А. А, Автоматизація розрахунків передавальної функції інформаційного каналу зв'язку з елементами захисту / А. А. Серков, В. С. Бреславец, В. О. Кравець // Системи обробки інформації: Зб. наук. праць. – Харків: НАНУ, ПАНМ, ХВУ, 1999. – Вип. 1(5).

126. Серков, А. А. Моделирование информационных систем с априорной неопределенностью / А. А. Серков, В. С. Бреславец // Вісник ХДПУ. Сер.: Системний аналіз, управління і інформаційні технології: Зб. наук. праць. – 2000. – Вип. 108.

127. Сидоров, Д. Н. Методы анализа интегральных динамических моделей: теория и приложения / Д. Н. Сидоров. – Иркутск : Изд. ИГУ, 2013 – 293 с.

128. Солодуша, С. В. Построение интегральных моделей нелинейных динамических систем с помощью рядов Вольтерра: Автореф. дис. канд. физ.–мат. наук: 05.13.16. Иркутский гос. ун–т / С. В. Солодуша. – Иркутск, 1996. – 21 с.

129. Субботин, С.А. Оценка моделей представления данных в системах обнаружения и распознавания объектов / С. А. Субботин, К. Ю. Бойченко // Искусственный интеллект. – 2009. – 2. С 136–142.

130. Субботин, С. А. Выбор набора информативных признаков для синтеза моделей объектов управления на основе эволюционного поиска с группировкой признаков / С. А. Субботин, А. А. Олейник // Штучний інтелект. – 2006. – № 4. – С. 488–494.

131. Файнзильберг, Л. С. Диагностика состояния объектов по фазовым траекториям наблюдаемых сигналов с локально сосредоточенными признаками / Л. С. Файнзильберг // Проблемы управления и информатики. – 2004. – № 2. – С. 56–67.

132. Файнзильберг, Л. С. Компьютерная диагностика по фазовому портрету электрокардиограммы. – Киев: Освита України, 2013. – 191 с.

133. Файнзильберг, Л. С. Математические методы оценки полезности диагностических признаков / Л. С. Файнзильберг. – Киев: Освита України, 2010. – 152 с.

134. Файнзильберг, Л. С. Оценка полезности признаков при решении задач диагностики в статистической постановке / Л. С. Файнзильберг // Мат. машины и системы. – 1998. – № 1. – С. 57–64.

135. Файнзильберг, Л. С. Условия полезности диагностических тестов с позиции теории статистических решений / Л. С. Файнзильберг // Проблемы управления и информатики. – 2003. – № 2. – С. 100–111.

136. Федорова, А. Н. Моделирование глазодвигательного аппарата в задачах медицинской диагностики / А. Н. Федорова, В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Четверта міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2014)». – Одеса.– 2014. – С. 64 – 65.

137. Фёдорова, А. Н. Построение непараметрической модели движения глаза на основе данных отслеживания поведения зрачка / А. Н. Федорова, В. Д. Павленко, А. А. Фомин // Третя українсько-німецька конференція «Інформатика. Культура. Техніка». – Одеса. – 2015. – С. 51 – 52.

138. Федорова, Технология отслеживания поведения зрачка при помощи видео регистрации» / А. Н. Федорова, В. Д. Павленко, А. А. Фомин // П'ята міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2015)». – Одеса. – 2015. – С. 95 – 96.

139. Фомин, А. А. Метод и информационная технология построения непараметрической динамической модели глазо-двигательного аппарата / А.А. Фомин, М.М. Масри, В.Д. Павленко, А.Н. Фёдорова // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2015. – Том 4, вып. 2/9 (74). – С. 64 – 69.

140. Фомин, А. А. Метод построения многомерной модели Вольтерра глазо-двигательного аппарата / А. А. Фомин, В. Д. Павленко, А. Н. Федорова // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2015. – №19 (95). – С. 296 – 302.

141. Фомін, О. О. V-модель процедури діагностування в умовах неповної апріорної інформації // Інформатика та математичні методи в моделюванні. – 2018. – Том 8, №2. – С. 103–109.

142. Фомін, О. О. Інформаційна технологія вторинної спектрально-статистичної ідентифікації нелінійних інерційних об'єктів в системах технічної діагностики. Дис. докт. техн. наук. Одеса, 2019. 337 с.

143. Фомін, О. О. Метод побудови простору діагностичних ознак на основі інтегральних динамічних моделей // Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2018. – Том 29 (68), № 1. – С. 43 – 47.

144. Фомін, О. О. Формування простору діагностичних ознак на основі перетинів ядер Вольтерра // Математичне та комп'ютерне моделювання. Серія: Технічні науки. – 2018. – Вип. 17. – С. 141– 150.

145. Фомін, О. О. Модельно-орієнтована інформаційна технологія побудови систем діагностування нелінійних динамічних об'єктів / Фомін О. О., Павленко В. Д. // Проблемы информатики и моделирования (ПИМ-2017). – Харьков-Одесса (Каролино-Бугаз). – 2017. – С. 91.

146. Цыпкин, Я. З. Информационная теория идентификации / Я. З. Цыпкин. – М.: Наука, 1995. – 336 с.

Додаток А

Інструкція з експлуатації мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини

Перше включення

Для управління мікропроцесорною системою відстеження положення зіниці потрібен мобільний пристрій під управлінням Android з функцією Bluetooth.

Крок 1: Завантажити з Google play додаток «Bluetooth Electronics» (<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.keuwl.arduino bluetooth&hl=ru>)

Крок 2: Завантажити та перемістити файл " cf_v1.1.kwl» в папку «keuwlsoft».

Крок 3: Запустити Bluetooth і з'єднатися з пристроєм HC-06 (пароль 0000).

Крок 4: Запустити Bluetooth Electronics і вибрати порожнє поле після чого натиснути кнопку «Edit» (рис. В.1).

Крок 5: Прокрутити список елементів і вибрати Import/Export. Потім натиснути кнопку «Import» (знизу на синьому тлі). Запустити Bluetooth Electronics і вибрати порожнє поле після чого натиснути кнопку «Edit» (рис. В.2).

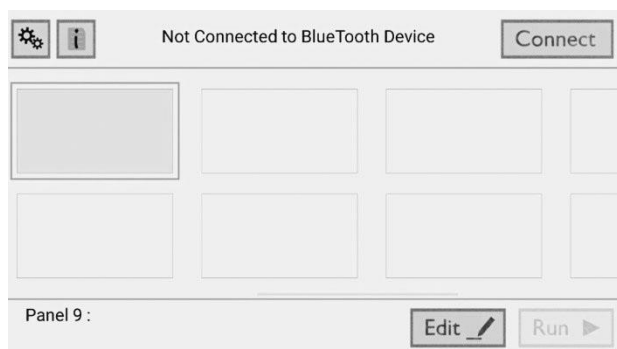


Рисунок В.1 – Запуск додатку

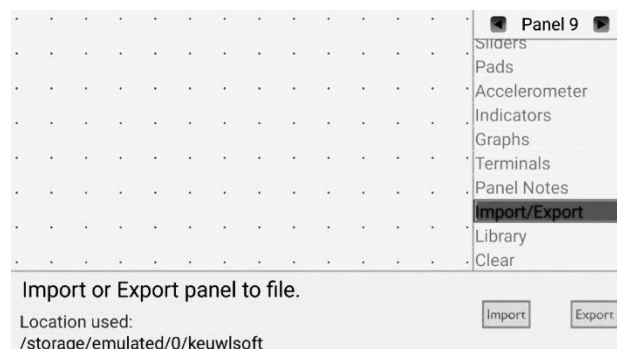


Рисунок В.2 – Імпорт файлу
управляючої програми

Крок 6: Вибрати «cf_v1.1» і натиснути кнопку «Import» (рис. В.3).

Крок 7: повернутися в попереднє вікно.

Крок 8: вітаю ви завершили настройку.

Запуск програми

Крок 1: Запустити програму "Bluetooth Electronics".

Крок 2: Натиснути кнопку "Connect" (рис. В. 4).

Крок 3: Праворуч вибрати пристрій «HC-06» і натиснути «Connect» (рис. В. 5).

Крок 4: Почекаати поки статус не зміниться на «Connecting to device: HC-06». Потім натиснути кнопку «Done» (рис. В. 6).

Крок 5: Вибрати потрібний екран і натиснути на кнопку «Run» (рис. В. 7).

Крок 6: попередній запуск завершено.

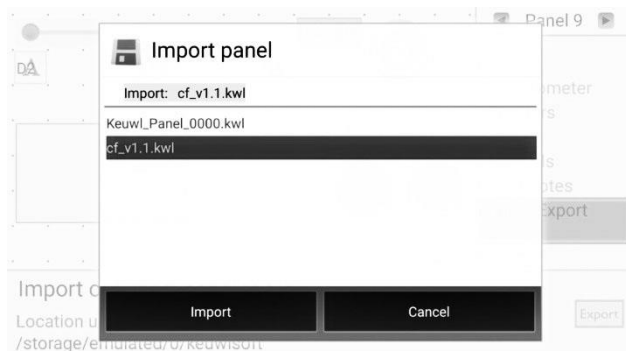


Рисунок В.3 – Вибір файлу
управляючої програми

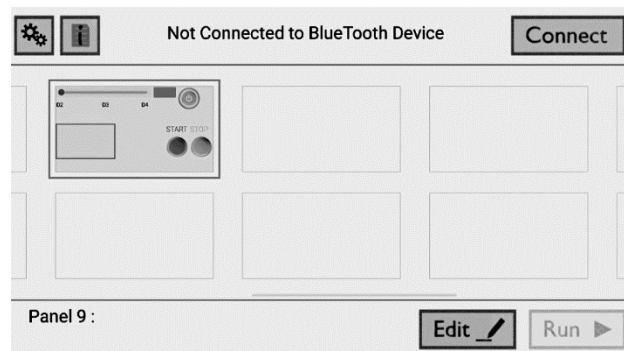


Рисунок В.4 – Запуск управляючої
програми

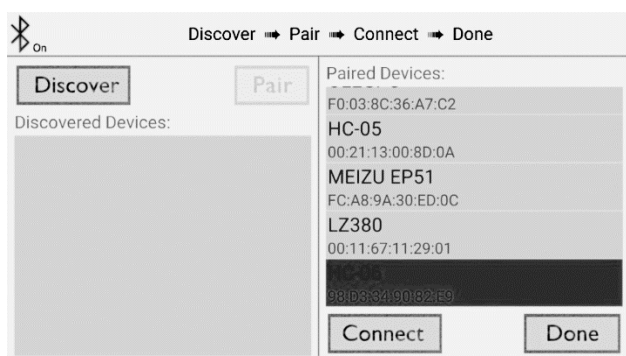


Рисунок В.5 – Встановлення зв'язку з
пристроєм



Рисунок В.6 – Підключення до
пристрою

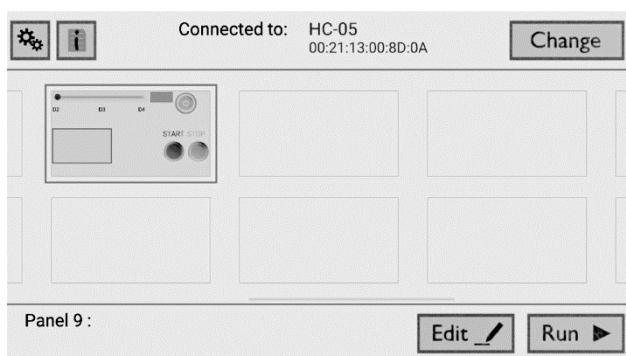


Рисунок В.7 – Запуск управляючої
програми

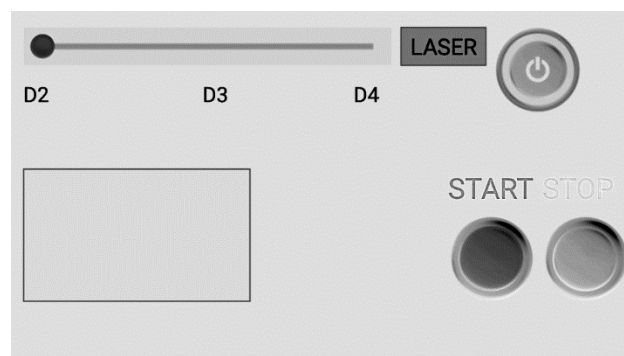


Рисунок В.8 – Елементи управління
програми

Опис робочого простору (рис. В. 8)

1 – Кнопка Початку, 3 – Вкл/Викл. Лазер, 2 – Кнопка Зупинки, 4 – Бігунок Режимів, 5 – Консоль.

Для старту експерименту потрібно натиснути кнопку «START». За замовчуванням стоїть режим D2.

Для зупинки експерименту потрібно натиснути кнопку «STOP». Кнопка стоп зупиняє тільки після старту експерименту.

Алгоритм функціонування мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини

Умовні позначення:

- D0 - синій світлодіод, розташований в центрі вимірювальної рейки.
- -D1, -D1 / 2, D1 / 2, D1 - червоні світлодіоди, розташовані на відстанях (від центру) -60см, -30см, 30см, 60см
- -D2 / 3, -D1 / 3, D1 / 3, D2 / 3 - червоні світлодіоди, розташовані на відстанях (від центру) -40см, -20см, 20см, 40см
- -D3 / 4, -D1 / 4, D1 / 4, D3 / 4 - червоні світлодіоди, розташовані на відстанях (від центру) -45см, -15см, 15см, 45см
- IR - інфрачервоний діод
- R - лазер

Алгоритм функціонування

1. У початковому стані пристрою всі діоди вимикаються (в тому числі діод R, якщо він не був вимкнений до початку експерименту). Доступні команди:

- "Експеримент" (перехід в пункт 2). За замовчуванням параметр "експеримент" встановлений в значення "експеримент D2".
- "Старт" (перехід в пункт 3).
- "Лазер" включає/вимикає діод R.

2. З набору типів експериментів (дивись довідник експериментів) вибирається потрібний. Доступні команди:

- "Зупинка" (перехід в пункт 1).
- "Старт" (перехід в пункт 3).

3. При старті експерименту починають загорятися діоди згідно алгоритму (дивись довідник експериментів). Після відпрацювання алгоритму пристрій переходить в стан зупинки (пункт 1). Доступні команди:

- "Зупинка" (перехід в пункт 1).

Довідник експериментів системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини

1. Експеримент "D2"

1.1. Загоряється D0.

1.2. Пауза 3 сек.

----- Блок 1 старт -----

1.3. Загоряється D1 / 2.

1.4. Пауза 2 сек.

1.5. Гасне D1 / 2.

1.6. Пауза 2 сек.

1.7. Загоряється D-1/2.

1.8. Пауза 2 сек.

1.9. Гасне D-1/2.

1.10. Пауза 2 сек.

1.11. Загоряється D1.

1.12. Пауза 2 сек.

1.13. Гасне D1.

1.14. Пауза 2 сек.

1.15. Загоряється D-1.

1.16. Пауза 2 сек.

1.17. Гасне D-1.

1.18. Пауза 2 сек.

----- Блок 1 стоп -----

1.19. Блок 1 повторюється ще 2 рази
(всього блок 1 виконується 3 рази)

1.20. Гасне D0.

2. Експеримент "D3"

2.1. Загоряється D0.

2.2. Пауза 3 сек.

----- Блок 1 старт -----

2.3. Загоряється D1 / 3.

2.4. Пауза 2 сек.

2.5. Гасне D1 / 3.

2.6. Пауза 2 сек.

2.7. Загоряється D-2/3.

2.8. Пауза 2 сек.

2.9. Гасне D-2/3.

2.10. Пауза 2 сек.

2.11. Загоряється D1.

2.12. Пауза 2 сек.

2.13. Гасне D1.

2.14. Пауза 2 сек.

2.15. Загоряється D-1/3.

2.16. Пауза 2 сек.

2.17. Гасне D-1/3.

2.18. Пауза 2 сек.

2.19. Загоряється D2 / 3.

2.20. Пауза 2 сек.

2.21. Гасне D2 / 3.

2.22. Пауза 2 сек.

2.23. Загоряється D-1.

2.24. Пауза 2 сек.

2.25. Гасне D-1.

2.26. Пауза 2 сек.

----- Блок 1 стоп -----

2.27. Блок 1 повторюється ще 2 рази
(всього блок 1 виконується 3 рази)

2.28. Гасне D0.

3. Експеримент "D4"

3.1. Загоряється D0.

3.2. Пауза 3 сек.

----- Блок 1 старт -----

3.3. Загоряється D1 / 4.

3.4. Пауза 2 сек.

3.5. Гасне D1 / 4.

3.6. Пауза 2 сек.

3.7. Загоряється D-1/2.

3.8. Пауза 2 сек.

3.9. Гасне D-1/2.

3.10. Пауза 2 сек.

3.11. Загоряється D3 / 4.

3.12. Пауза 2 сек.

3.13. Гасне D3 / 4.

3.14. Пауза 2 сек.

3.15. Загоряється D-3/4.

* При включенні / виключенні будь-якого діода D1, D1 / 2, D1 / 2, D1, D2 / 3, D1 / 3, D1 / 3, D2 / 3, D-3/4, D -1/4, D1 / 4, D3,4 одночасно загоряється / гасне діод IR, що потрапляє в об'єктив відеокамери.

3.16. Пауза 2 сек.

3.17. Гасне D-3/4.

3.18. Пауза 2 сек.

3.19. Загоряється D1.

3.20. Пауза 2 сек.

3.21. Гасне D1.

3.22. Пауза 2 сек.

3.23. Загоряється D-1/4.

3.24. Пауза 2 сек.

3.25. Гасне D-1/4.

3.26. Пауза 2 сек.

3.27. Загоряється D1 / 2.

3.28. Пауза 2 сек.

3.29. Гасне D1 / 2.

3.30. Пауза 2 сек.

3.31. Загоряється D-1.

3.32. Пауза 2 сек.

3.33. Гасне D-1.

3.34. Пауза 2 сек.

----- Блок 1 стоп -----

3.35. Блок 1 повторюється ще 2 рази
(всього блок 1 виконується 3 рази)

3.36. Гасне D0.

Додаток Б

Специфікація компонентів мікропроцесорної системи відстеження положення зіниці око-рухового апарату людини

Характеристики пристрою

- Мікроконтролер: ATmega328
- Робоча напруга: 5В
- Вхідна напруга (рекомендований): 7-12В
- Цифрових входів/виходів: 14 (6 з них можуть бути використані як ШІМ)
- Аналогових входів: 6
- Сила струму на входах/виходах: 40 мА
- Сила струму для 3.3В виходу: 50 мА
- Пам'ять: 32 кБ з яких 2кБ використовується бутлоадер
- SRAM: 2 кБ
- EEPROM: 1 кБ
- Частота: 16 МГц

Основні відомості про пристрій

Кількість світлодіодів – 13 шт

Лазер – 1 шт

Контролер – Arduino Nano V3.0 AVR ATmega328P

Модуль зв'язку – Bluetooth модуль HC-06

Зарядний модуль - для акумуляторів типу 18650 на основі плати TP4056

Модуль, що підвищує напругу – 0.9-5 В до 5 В DC-DC

Живлення – акумулятор Samsung Li Ion 18650

(ICR18650-22FM SAMSUNG SDIEM 5CX2)

Довжина вимірювальної рейки: відстань між крайнім лівим і крайнім правим діодами – 120см. По обох краях додайте відступи в кілька сантиметорв (виходите з технологічної необхідності).

Додаток В

Список публікацій здобувача

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації

1. Ruban O., Fedorova H. Model-based information technology of continuous objects diagnostics in the conditions of their description dimension growth // Modern engineering and innovative technologies. – №12. Part 3. Technical Science, 2020. – P. 141–145. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://www.moderntechno.de/index.php/meit/issue/view/meit12-03>

2. Fomin, O., Ruban, O., Fedorova, H. Construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model based on of multiple factors variance analysis // Herald of Advanced Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.2. – P. 52–61. DOI: 10.15276/hait 02.2020.5. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://hait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

3. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Correlation based construction of the nonlinear dynamic objects diagnostic model // Colloquium-journal. – №13 (65). Part 1. Technical Science, 2020. – P. 23–25. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<http://www.colloquium-journal.org/1365-2>

4. Fomin, O., Pavlenko, V., Ruban, O. Construction of the diagnostic model based on combining spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // Applied Aspects of Information Technology. – 2020. – Vol.3, No.1. – P. 431–442. DOI: 10.15276/aait.01.2020.5. *Видання включено до міжнародної наукометричної бази: Index Copernicus International.*

<https://aait.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=6>

5. Pavlenko V. D., Fomin O. O., Fedorova A. N., Dombrovskyi M. M. Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Інформатика і

модельовання. – 2016. – №21 (1193). – Р. 74 – 85. DOI: 10.20998/2411-0558.2016.21.08. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: ISSN, Index Copernicus International, Open Academic Journals Index.

<http://pim.khpi.edu.ua/article/view/2411-0558.2016.21.08>

6. Фомин А. А., Масри М. М., Павленко В. Д., Фёдорова А. Н. Метод и информационная технология построения непараметрической динамической модели глазо-двигательного аппарата // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2015. – Том 4, вып. 2/9 (74). – С. 64 – 69. DOI: 10.15587/1729-4061.2015.41448. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: Scopus, Index Copernicus International, ResearchBib, CiteFactor, Directory of Open Access Journals, Directory of Research Joinalns Indexing.

<http://journals.uran.ua/eejet/issue/view/2431>

7. Фомин А. А., Павленко В. Д., Фёдорова А. Н. Метод построения многомерной модели Вольтерра глазо-двигательного аппарата // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2015. – №19 (95). – С. 296 – 302. DOI: 10.15276/eltecs.19.95.2015.65. Видання включено до міжнародних наукометричних баз: Index Copernicus International, Electronic Journals Library.

<https://etks.opu.ua/?fetch=articles&with=book&id=21>

Опубліковані праці апробаційного характеру

8. Ruban O., Fedorova H., Fomin O. Information technology for feature selection using spectral characteristics of nonlinear dynamic objects // The 10 d International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (March 30-31, 2020). – P. 267 – 270.

9. Рубан О.Д., Федорова Г.М., Кузін І.О., Фомін О.О. Підвищення оперативності побудови діагностичних моделей великих розмірностей в системах технічної діагностики // VII Міжнародна науково-практична конференція «Інформатика. Культура. Технології» ІКТ–2019. – С.

10. Рубан А. Д., Федорова Г. М., Фомин А. А. Определение положения зрачка при помощи сверточной нейронной сети // Восьма Міжнародна наукова

конференція студентів та молодих вчених «Сучасні інформаційні технології 2018». – Одеса. – 2018. – С. 112 – 113.

11. Фёдорова А. Н., Павленко В. Д., Фомин А. А. Построение непараметрической модели движения глаза на основе данных отслеживания поведения зрачка // Третя українсько-німецька конференція «Інформатика. Культура. Техніка». – Одеса. – 2015. – С. 51 – 52.

12. Федорова А. Н., Фомин А. А., Павленко В. Д. Технология отслеживания поведения зрачка при помощи видео регистрации // П'ята міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2015)». – Одеса. – 2015. – С. 95 – 96.

13. Федорова А. Н., Павленко В. Д., Фомин А. А. Моделирование глазодвигательного аппарата в задачах медицинской диагностики // Четверта міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології (МІТ-2014)». – Одеса. – 2014. – С. 64 – 65.

Додаток Г

Відомості про апробацію результатів дисертації

1. Четверта Міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології» СІТ-2014 (Одеса, 2014), *публікація тез та доповідь*;
2. П'ята Міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології» СІТ-2015 (Одеса, 2015), *публікація тез та доповідь*;
3. Третя українсько-німецька конференція «Інформатика. Культура. Техніка» (Одеса, 2015) , *публікація тез та доповідь*;
4. Восьма Міжнародна конференція студентів та молодих науковців «Сучасні інформаційні технології» СІТ-2018 (Одеса, 2018), *публікація тез та доповідь*;
5. VII Міжнародна науково-практична конференція «Інформатика. Культура. Технології» ІКТ-2019 (Одеса, 2019) , *публікація тез та доповідь*;
6. X International scientific and practical conference “Modern approaches to the introduction of science into practice” (San Francisco, USA, 2020), *публікація тез*.

Додаток Д

Документи про впровадження результатів дисертації в навчальний процес

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор з науково-педагогічної та
виховної роботи Одеського
національного політехнічного
університету
професор НЕСТЕРЕНКО С.А.



червень 2020 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертації доктора філософії

Федорової Ганни Миколаївни

«Метод та засоби інформаційної технології ідентифікації непараметричних
динамічних моделей око-рухового апарату»

у навчальному процесі Одеського національного політехнічного університету

Чинна довідка видана в тому, що в навчальних курсах з бакалаврських дисциплін «Моделювання процесів і систем», «Розпізнавання і класифікація в управлінні», які читаються студентам за спеціальністю 151 – «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» на кафедрі комп'ютеризованих систем управління Інституту комп'ютерних систем ОНПУ, використовуються наукові результати, одержані в дисертації Федорової Г.М.

1. Методи непараметричної ідентифікації, що засновано на використанні багатовимірних перехідних характеристик для побудови нелінійних динамічних систем, викладаються на лекційних заняттях за наступними темами:

«Інформаційне забезпечення технічних систем та процесів» — дисципліни
«Моделювання процесів і систем»;

«Моделі Вольєрра НДС у часовій області», «Моделі Вольєрра НДС у частотній області» — дисципліни «Моделювання процесів і систем».

2. Методи редукції інформаційних моделей для побудови діагностичних просторів та вирішальних правил класифікації, викладаються на лекційних заняттях за наступними темами:

«Вступ до методів редукції простору ознак» — дисципліни «Розпізнавання і класифікація в управлінні»;

«Вибір ознак за допомогою методів фільтрації» — дисципліни «Розпізнавання і класифікація в управлінні».

3. При створенні лабораторного практикуму для практичної реалізації системи розпізнавання і класифікації за дисципліною «Розпізнавання і класифікація в управлінні», використовуються запропоновані в дисертаційній роботі Г.М. Федорової програмні модулі, що реалізують розроблені обчислювальні алгоритми редукції просторів ознак та побудови вирішальних правил оптимальної класифікації.

4. Навчальний процес підтримано підготовленими Федоровою Г.М. розділами конспектів лекцій та методичними вказівками до виконання лабораторних робіт із зазначених дисциплін та курсової роботи з «Моделювання процесів і систем».

Директор
Інституту комп'ютерних
систем, д.т.н., професор



С.Г. Антошук