МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій
Кафедра аерокосмічних систем управління

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри АКСУ

_____Юрій МЕЛЬНИК

"_____"_____2023р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ
«БАКАЛАВР»

Тема: «Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління градієнтним методом»

Виконавець: Родзін Максим Олегович

Керівник: Білак Наталія Василівна

Нормоконтролер:Дивнич Микола Полікарпович

Київ 2023

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій

Кафедра аерокосмічних систем управління

Спеціальність 151 Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АКСУ

_____Юрій МЕЛЬНИК

"_____"_____2023р.

ЗАВДАННЯ

на виконання кваліфікаційної роботи

Родзіна Максима Олеговича

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління градієнтним методом» затверджена наказом ректора від «13» квітня 2023р. № 507/ст.
2. Термін виконання роботи: з 08.05.2023 по 11.06.2023
3. Вихідні дані до роботи: Модель об’єкта у вигляді квадратичного рівняння, що описує залежність вихідної величини статичного об’єкта управління від вхідної.
4. Зміст пояснювальної записки:

    1 Постановка задач ідентифікації динамічних та статичних систем

    2 Математичний опис задачі адаптивної ідентифікації статичного об’єкта

    3 Розв’язання задачі адаптивної ідентифікації статичного об’єкта

5. Перелік обов’язкового графічного (ілюстративного) матеріалу: малюнки, схеми, графіки.

6. Календарний план-графік:

№ пор	Завдання	Термін виконання	Відмітка про виконання
1	Визначення теми дипломної роботи.	08.05.2023 10.05.2023	виконано
2	Ознайомлення з дослідницькими матеріалами.	11.05.2023 13.05.2023	виконано
3	Розробка плану кваліфікаційної роботи.	14.05.2023 15.05.2023	виконано
4	Збір джерел інформації	16.05.2023 21.05.2023	виконано
5	Написання теоретичної частини кваліфікаційної роботи	22.05.2023 30.05.2023	виконано
6	Виконання практичної частини кваліфікаційної роботи	30.05.2023 09.06.2023	виконано
7	Складення презентації для захисту кваліфікаційної роботи	10.06.2023 11.06.2023	виконано
8	Попередній захист кваліфікаційної роботи	12.06.2023	виконано
9	Перевірка кваліфікаційної роботи на плагіат	13.06.2023 14.06.2023	виконано
10	Здача кваліфікаційної роботи на кафедру	15.06.2023 16.06.2023	виконано
11	Захист кваліфікаційної роботи	20.06.2023 21.06.2023	виконано

7. Дата видачі завдання: «08» травня 2023р.

Керівник кваліфікаційної роботи _____ Білак Н.В.
(підпис керівника) (П.І.Б.)

Завдання прийняв до виконання _____ Родзин М.О.
(підпис випускника) (П.І.Б.)

РЕФЕРАТ

Текстова частина роботи: 69 стор., 20 рис..

Об’єкт дослідження – задача адаптивної параметричної ідентифікації статичного об’єкта.

Предмет дослідження – процес адаптивної ідентифікації статичного об’єкта за допомогою градієнтного методу.

Мета роботи – знайти параметри квадратичної моделі статичного об’єкта проведенням адаптивної ідентифікації за критерієм близькості виходу об’єкта та моделі.

Методи дослідження – числова безумовна мінімізація функцій п-змінних за критерієм близькості виходу об’єкта і моделі.

У роботі було проведено дослідження, спрямоване на адаптивну ідентифікацію статичного об’єкта управління градієнтним методом. Було визначено проблемо ідентифікації як одну з основних задач моделювання. Були розглянуті основні поняття, визначення, критерії якості та методи ідентифікації. Особливу увагу приділили прикладним-експериментальним методам параметричної ідентифікації. Була поставлена задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта. Розглянули різноманітні алгоритми ідентифікації Сформульована оптимізаційна задача, обрана процедура оптимізації критерію оптимальності. Розглянуто класи задач оптимізації, а також було зосереджено увагу на градієнтному методі оптимізації з дробленням кроку. Відповідно, розглянуто градієнтний алгоритм ідентифікації. Розв’язано задачу адаптивної ідентифікації статичного об’єкта. При цьому були застосовані теоретичні знання, отримані в ході розгляду теоретичних аспектів в перших двох розділах. Використовуючи градієнтний метод оптимізації, було проведено відповідний аналіз та визначено параметри статичного об’єкта управління.

АДАПТИВНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ, ЗАДАЧА ІДЕНТИФІКАЦІЇ, ЗАДАЧА МОДЕЛЮВАННЯ, ЗАДАЧА ОПТИМІЗАЦІЇ, КРИТЕРІЙ ЯКОСТІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ, ГРАДІЄНТНИЙ АЛГОРИТМ ІДЕНТИФІКАЦІЇ.

ЗМІСТ

ВСТУП

Актуальність дослідження. Вивчення та впровадження методів адаптивної ідентифікації статичних об’єктів управління, особливо за допомогою градієнтних методів, відкриває нові горизонти з точки зору техніко-економічної перспективи. Це пов’язано з потенціалом цих методів до підвищення ефективності процесів управління, зокрема, зменшенням часу, необхідного для виконання різноманітних задач. Використання адаптивної ідентифікації може сприяти точнішому та швидшому визначенню параметрів системи, що у свою чергу зменшує кількість помилок, пов’язаних з неправильною інтерпретацією даних. Зменшення часу на ідентифікацію може привести до значної економії ресурсів, особливо у великих і складних системах.

Мета і завдання кваліфікаційної роботи. Дослідити сучасний стан адаптивної ідентифікації статичного об’єкта управління градієнтним методом, вивчити існуючі методи та розробити нові методики на основі аналізу сучасних наукових розробок і практичних результатів з метою підвищення ефективності та надійності управління різноманітними технічними об’єктами. Цілі включають, але не обмежуються, розумінням принципів градієнтного методу, його застосуванням у контексті адаптивної ідентифікації та оцінкою ефективності такого застосування в різних ситуаціях.

У сучасному високотехнологічному світі, від галузі автоматики та приладобудування вимагається постійний пошук новітніх методів управління, що можуть забезпечити точність, швидкість, ефективність та надійність роботи об’єктів. Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління градієнтним методом представляє собою одну з важливих проблем цієї галузі, що ще не знайшла свого остаточного розв’язання. Незважаючи на наявність багатьох теоретичних робіт і практичних рішень, відсутня узгодженість підходів, що дає нестабільні результати управління. Тому обґрунтованість проведення цього дослідження полягає в потребі вивчення, аналізу та вдосконалення існуючих методів адаптивної ідентифікації. Багато дослідників намагаються впровадити

новітні градієнтні методи у процес адаптивної ідентифікації, але це не завжди призводить до стабільних та повторюваних результатів. На цьому етапі, необхідно ретельно проаналізувати наявні розробки та на цій основі пропонувати нові методики та підходи.

Щодо економічних переваг, ефективність адаптивної ідентифікації може знизити витрати на обслуговування, оскільки зменшується необхідність в постійній корекції параметрів системи. Така економія ресурсів може відбутися не тільки у фінансовому вимірі, але й у вимірі часових ресурсів персоналу. Крім того, підвищена ефективність процесів управління може призвести до більшої продуктивності та рентабельності виробництва. У компаніях, що використовують статичні об’єкти управління, зокрема в галузях виробництва та інженерії, адаптивна ідентифікація може значно підвищити продуктивність, а, отже, і прибутковість бізнесу.

Процеси адаптивної ідентифікації, які були вивчені та описані в цій роботі, мають прямий або опосередкований зв’язок з багатьма сучасними дослідженнями, включаючи області, які прямо чи опосередковано залучені в оптимізацію та управління. Це може включати дослідження, які пов’язані з алгоритмами машинного навчання, що все більше використовуються для автоматичної ідентифікації та управління в найрізноманітніших контекстах. Важливість адаптивної ідентифікації може бути виділена також у сфері розпізнавання образів, де швидка та точна ідентифікація є важливими факторами успіху. Більше того, це дослідження може бути корисним для вивчення і розробки нових методів у сфері прикладних наук та інженерії, включаючи, але не обмежуючись, робототехніку, динамічне моделювання, авіаційну та космічну техніку.

Отже, дана робота не лише підкреслює важливість адаптивної ідентифікації у сучасному науковому та технічному контексті, але і вказує на широкий діапазон потенційних досліджень та застосувань, в яких ця методологія може бути корисною.

РОЗДІЛ 1
ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ ТА СТАТИЧНИХ СИСТЕМ

1.1. Задача ідентифікації як одна з базових задач моделювання: основні поняття, визначення, основні задачі та методи ідентифікації. Критерій якості ідентифікації

Процес ідентифікації є фундаментальним елементом моделювання та управління системами і, як такий, займає центральне місце в сучасному науковому дискурсі. [1] Ідентифікація в загальному сенсі означає процес виявлення, розпізнавання або встановлення ідентичності чогось на основі спостереження його властивостей або поведінки. В контексті системного аналізу і моделювання, задача ідентифікації включає в себе встановлення математичної моделі системи на основі її вимірювань або спостережень. Це, по суті, процес з'ясування «правил гри» системи: як вона реагує на вхідні сигнали або стимули і як вона еволюціонує з часом. Ідентифікація, в своєму найширшому сенсі, включає в себе встановлення структури моделі, оцінки параметрів, а також оцінки невизначеності і стійкості моделі. При цьому основне завдання ідентифікації – знайти модель, яка максимально відтворює динаміку вхідно-вихідних сигналів реального об'єкта на основі вимірювань. Тобто встановлення однозначної відповідності між моделями вибраного виду (класу) і конкретним об'єктом моделювання.

Ці параметри можуть включати різні фізичні властивості, такі як маса, швидкість, температура, концентрація і так далі, а також властивості, що характеризують динаміку об’єкта.

1.1.1. Основні типи ідентифікації

Основними типами ідентифікації, що використовуються в процесі моделювання систем є структурна та параметрична ідентифікація. **Структурна ідентифікація** включає визначення структури моделі, яка відображає поведінку системи. Це може включати визначення кількості і порядку змінних у моделі, типу зв’язку між змінними (наприклад лінійні, не лінійні, багатомірні), а також вибір відповідного типу моделі (наприклад дискретної чи неперервної), що залежить від типу об’єкта. Особливо потужними інструментами для опису систем є диференціальні рівняння, що змінюються в часі і можуть допомогти визначити, як взаємодіють різні змінні в системі. Однак, їх використання вимагає відповідного математичного апарату та глибокого розуміння властивостей системи. Для опису складних систем часто використовують семіотичні та лінгвістичні моделі. Семіотика допомагає зрозуміти, як сенс формується в системі через використання символів або знаків. В моделюванні, це може означати використання символів для представлення окремих елементів системи та їх взаємозв’язків. Лінгвістичні модулі, з іншого боку, допомагають аналізувати та структурувати інформацію за допомогою мови, використовуючи поняття такі, як синтаксис, семантика і прагматика. Таким чином, структурна ідентифікація вимагає комплексного підходу, який бере до уваги різні аспекти системи, її поведінки та взаємодії її компонентів. **Параметрична ідентифікація** включає визначення значень параметрів моделі. Після визначення структури моделі, параметрична ідентифікація включає підбір числових значень параметрів моделі, таких як коефіцієнти в лінійних рівняннях, що найкраще відображають поведінку системи. Цей процес часто здійснюється за допомогою методів оптимізації, що мінімізують різницю між прогнозованими та дійсними даними. Різні методи

оптимізації можуть бути застосовані для цього процесу, залежно від характеристик моделі та доступної інформації.

У процесі ідентифікації часто використовується обидва типи ідентифікації. Зазвичай спочатку виконується структурна ідентифікація, а потім проводиться параметрична ідентифікація на основі вибраної структурної моделі.

1.1.2. Основні задачі ідентифікації

Серед задач, пов’язаних з моделюванням, можна виділити наступні категорії: задача моделювання самої системи, задача управління системою, задача ідентифікації параметрів системи, задача оптимізації системи та задача прогнозування стану системи. Задачі ідентифікації відіграють ключову роль в процесі моделювання та управління технічними системами. Вони спрямовані на встановлення відповідності між вхідними та вихідними даними системи за допомогою вибраної математичної моделі. Основні задачі ідентифікації можуть бути сформульовані наступним чином:

1. Вибір адекватної моделі. З множини запропонованих моделей, основна задача полягає в виборі тієї моделі, яка найкраще відтворює поведінку реальної системи. Модель вважається адекватною, якщо вона може достовірно передбачати вихідні значення на основі вхідних значень.

2. Визначення параметрів моделі. Після вибору моделі потрібно визначити її параметри. Це означає знаходження значень параметрів, які оптимізують згоду між вихідними значеннями моделі та реальними вихідними даними.

3. Перевірка адекватності моделі. Після вибору моделі та визначення параметрів необхідно перевірити, наскільки добре модель описує реальну систему. Це зазвичай включає аналіз залишків, перевірку гіпотез та інші статистичні методи.

4. Удосконалення моделі. На основі результатів перевірки адекватності, модель може бути модифікована або удосконалена, щоб краще відповідати даним.

Варто відмітити, що ці задачі виконуються в ітеративному порядку, починаючи від вибору моделі, визначення параметрів, перевірки адекватності та, при необхідності, удосконалення моделі. Цей процес продовжується до тих пір, поки модель не буде вважатися достатньо адекватною.

Побудова математичної моделі об’єкта може проводитись декількома методами:

– Аналітичним

– Експериментальним

– Експериментально-аналітичним

Аналітичний, експериментальний та експериментально-аналітичний методи є основними підходами до побудови математичних моделей технічних систем і процесів. Ці методи використовуються в контексті теорії ідентифікації, що забезпечує набір інструментів для виявлення характеристик об’єктів на основі експериментальних даних.

Аналітичний метод використовується для побудови математичних моделей на основі загальних принципів та законів, що регулюють поведінку об’єкта. Він базується на використанні теоретичних знань, які, в свою чергу, ґрунтуються на фізичних, хімічних або біологічних законах природи. Цей підхід добре справляється з простими та добре вивченими об’єктами. Однак, якщо об’єкт є складним або недостатньо вивченим для аналітичного опису математичною моделлю, використовуються експериментальні методи, які базуються на статистичній обробці експериментальних даних.

Експериментальний метод здійснює побудову моделей на основі безпосереднього аналізу експериментальних даних. Цей метод полягає в обробці та аналізі даних, отриманих в ході випробувань, експериментів або спостережень за реальним об’єктом. Основна ціль – встановлення взаємозв’язків між вхідними та вихідними параметрами системи.

Експериментально-аналітичний метод поєднує аспекти обох вищезгаданих методів. Він включає в себе використання теоретичних знань для початкової побудови моделі, а потім вдосконалює цю модель на основі

експериментальних даних. Цей метод дозволяє врахувати як теоретичні передбачення, так і реальні поведінку системи, що забезпечує більш точну та надійну модель. Тобто у такому підході апріорна модель, отримана аналітичним шляхом, уточнюється за допомогою експериментів.

1.1.3. Способи проведення ідентифікації

Способи ідентифікації можна поділити на два основних типи: активні та пасивні. **Пасивний спосіб** зазвичай здійснюється за умов, коли система працює у звичайному режимі або за стандартних умов експлуатації, без спеціального втручання для цілей ідентифікації. При використанні цього способу дані збираються від об’єкта в процесі його нормальної роботи. Спосіб пасивної ідентифікації зазвичай менш точний, оскільки вони враховують менше інформації про систему. **Активний спосіб**, з іншого боку, вимагають спеціального втручання у систему з метою ідентифікації. Такі втручання можуть включати застосування спеціально розроблених сигналів, таких як білого шуму, імпульсних сигналів, ступінчастих функцій або сигналів. Активний спосіб ідентифікації зазвичай дозволяють отримати більш точні моделі систем, але вони можуть вимагати більше часу та ресурсів для збору даних, а також вони можуть вплинути на роботу систем під час процесу ідентифікації.

Вибір між активним та пасивним способом ідентифікації в значній мірі залежить від конкретної задачі, властивостей системи та обмежень на втручання в її роботу.

Для визначення найкращої моделі існують критерії якості ідентифікації. [2] Це допомагає вибрати найбільш відповідну модель з множини потенційних моделей. Одним з основних критерій якості є **середньоквадратична помилка (MSE)**. Цей критерій вимірює середню квадратичну різницю між спостережуваними та передбачуваними даними. Модель з найменшим MSE зазвичай вважається найкращою. Також широко застосовується критерій якості **коефіцієнт детермінації**. Цей критерій вимірює долю варіативності вихідних

даних, яка пояснюється моделлю. Вищий коефіцієнт означає, що модель краще відповідає даним.

Методи ідентифікації можуть бути класифіковані за кількістю змінних, які вони використовують, на одновимірні та багатовимірні.

Одновимірні методи ідентифікації, які використовують лише одну змінну для аналізу системи або об’єкта, представляють собою суттєвий клас методів в області ідентифікації систем. Припускається, що поведінка системи може бути адекватно відтворена або прогнозована, використовуючи лише одну вхідну змінну.

Одним з найбільш поширених одновимірних методів є лінійна і нелінійна одновимірна регресія. Вони використовують одну вхідну змінну для прогнозування вихідної змінної. Ці методи можуть бути ефективними в ситуаціях, коли є сильний, або хоча б чітко визначений, взаємозв’язок між вхідною і вихідною змінними. Одновимірні методи мають ряд переваг. Вони зазвичай прості у застосуванні та інтерпретації, оскільки вони вимагають аналізу лише однієї змінної. Вони також менш обчислювально інтенсивні, ніж багатовимірні методи, тому що вони вимагають менше даних для обробки. Однак, одновимірні методи мають і свої обмеження. Вони можуть бути недостатніми для систем, що вимагають більшої кількості вхідних змінних для адекватного опису. Вони також можуть не враховувати взаємодію між різними змінними, яка часто має місце в складних системах. Таким чином, хоча одновимірні методи можуть бути корисними в деяких ситуаціях, в інших випадках може бути потрібна більш складна багатовимірна ідентифікація.

Багатовимірні методи ідентифікації являють собою важливий клас методів, що використовуються для аналізу систем або об’єктів, де поведінка об’єкта залежить від декількох змінних. Такі методи, як правило, вимагають розгляду багатовимірного простору вхідних змінних і, отже, можуть виявити складніші взаємозв’язки, ніж одновимірні методи. Наприклад, багатовимірні методи регресії, такі як лінійна або логістична регресія, використовують декілька вхідних

змінних для прогнозування вихідної змінної. Ці методи можуть виявити, як відношення між змінними змінюються в залежності від значень інших змінних.

Багатовимірні методи ідентифікації також включають в себе методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, метод опорних векторів (SVM), випадкові ліси та багато інших, які можуть використовувати велику кількість вхідних змінних для виявлення складних шаблонів в даних. Хоча багатовимірні методи можуть бути складнішими в застосуванні та інтерпретації, вони часто надають більш точні та повні результати для складних систем, що залежать від багатьох вхідних змінних. Вони також можуть бути в стані враховувати взаємодію між змінними, що часто ігнорується в одновимірних методах. Однак, вони також можуть бути більш обчислювально вимогливими і вимагати більше даних для навчання та перевірки моделі, а також досвідчених спеціалістів для розробки та інтерпретації моделей.

Лінійні методи ідентифікації об’єктів витікають з припущення, що зв’язок між вхідними й вихідними даними об’єкта або системи можуть бути точно або приблизно описані лінійною математичною моделлю. Таке припущення може бути доцільним у випадку, коли процеси в системі відповідають принципу суперпозиції, тобто коли реакція системи на сукупність вхідних сигналів рівна сумі її реакцій на окремі вхідні сигнали.

Одним з найпоширеніших лінійних методів є метод найменших квадратів (МНК), який використовується для визначення параметрів лінійної моделі, мінімізуючи суму квадратів різниці між реальними вихідними даними й вихідними даними, отриманими з моделі. Інший поширений лінійний метод – це автокореляційний метод, який використовує статистичну кореляцію між вхідними й вихідними даними для визначення параметрів моделі. Ще одним лінійним методом є регресійний аналіз, який використовується для визначення взаємозв’язку між двома або більше змінними. В цьому контексті використовуються лінійні регресійні моделі, які відображають взаємозв’язок між вхідними та вихідними даними за допомогою лінійних рівнянь.

Проте, хоча лінійні методи зазвичай прості в застосуванні та інтерпретації, вони мають обмеження. Ці методи можуть не забезпечувати адекватну ідентифікацію для систем, що мають виражені нелінійні характеристики. У таких випадках можуть бути потрібні більш складні нелінійні методи ідентифікації.

Нелінійні методи ідентифікації об’єктів припускають, що відносини між вхідними й вихідними даними об’єкта або системи не можуть бути достатньо точно описані лінійною математичною моделлю. Таке припущення може бути використане в ситуаціях, коли поведінка системи на вхідні сигнали проявляє значні нелінійні характеристики.

Одним з поширених нелінійних методів є нелінійний регресійний аналіз. Він використовується для моделювання взаємозв’язку між двома або більше змінними, де цей взаємозв’язок виражається через нелінійну функцію. Параметри цієї функції зазвичай визначаються методом найменших квадратів або іншими методами оптимізації. Нейронні мережі є іншим нелінійним методом ідентифікації. Вони моделюють систему за допомогою великої кількості простих обчислювальних елементів, які імітують нейрони в мозку. Ці «нейрони» з’єднані між собою і їх взаємодія може відображати велику кількість нелінійних зв’язків. Нелінійні динамічні системи, такі як хаотичні системи, можуть використовуватися для моделювання систем з складною, нелінійною поведінкою, яка змінюється з часом. Методи глобальної оптимізації, такі як генетичні алгоритми або алгоритми пошуку зграї, можуть бути використані для визначення параметрів нелінійної моделі. Ці методи здатні знаходити глобальний оптимум в складних просторах рішень, де традиційні методи можуть знайти лише локальний оптимум. Нелінійні методи ідентифікації можуть забезпечити значно більш точні результати для систем з нелінійною поведінкою. Однак, вони часто є значно більш складними в застосуванні та інтерпретації, а також вимагають більше обчислювальних ресурсів.

У загальному випадку, вибір конкретного методу ідентифікації залежить від специфіки об’єкта чи системи, а також від наявних даних і ресурсів. Важливо враховувати, що найкращий метод для даної ситуації часто вимагає компромісу

між простотою, точністю, вимогами до обчислень та здатністю моделювати складні взаємозв’язки.

Загальній вигляд класифікацій методів ідентифікації зображено в додатку 1 [3].

1.2. Прикладні-експериментальні методи параметричної ідентифікації

Прикладні-експериментальні методи параметричної ідентифікації є невід'ємною частиною дослідження в області моделювання і контролю систем. Вони ґрунтуються на проведенні експериментів з реальними об'єктами та системами для отримання даних, які потім використовуються для визначення параметрів моделі. Використання прикладних-експериментальних методів для параметричної ідентифікації дозволяє інженерам та дослідникам створювати та використовувати математичні моделі реального світу, які можуть відображати динаміку та поведінку цілого ряду систем – від промислових процесів до біомедичних систем. Ці методи охоплюють широкий спектр технік, включаючи статистичні методи, методи оптимізації, а також адаптивні та навчальні алгоритми.

1. Частотний метод ідентифікації. Полягає в опорі на логарифмічні частотні характеристики, які були побудовані на основі експериментальних даних. Ці характеристики, зазвичай, включають амплітудно-частотні та фазо-частотні характеристики. Цей метод особливо ефективний, коли вихід системи лінійний і стабільний відносно входу.

2. Метод перехідної функції. Працює за принципом аналізу реакцій системи на певний вхідний сигнал, а також на відгук системи на крайні зміни цього сигналу. Цей метод є дуже корисний у ситуаціях, коли передавальна функція вже відома. Тут основним завданням є визначення параметрів передавальної функції, використовуючи експериментальні дані. Це забезпечує велику гнучкість, оскільки система може бути модельована відповідно до різних типів вхідних сигналів, що дозволяє забезпечити більш точне відтворення реального функціонування системи.

3. Статичні методи ідентифікації. В основному, використовують кореляційні функції для виявлення зв'язків між вхідними і вихідними сигналами системи. Вони дають змогу визначати вплив вхідного сигналу на вихідні характеристики, що є важливим аспектом у процесі ідентифікації.

Використовуючи ці методи, можна створювати точніші моделі системи, оскільки вони беруть до уваги статистичні характеристики сигналів.

4. Стохастичні методи ідентифікації. Це складні техніки, які враховують випадкові збурення та завади в системі. Ці методи використовують алгоритми, які можуть бути як параметричні, так і структурні. Параметричні методи спрямовані на визначення набору параметрів, які найкраще описують систему, тоді як структурні методи зосереджуються на виявленні властивостей, які визначають структуру системи. Вони можуть бути використані для аналізу багатовимірних систем, де багато змінних впливають одна на одну. Завдяки цьому вони здатні виявляти складні взаємозв’язки та моделювати реальні властивості системи.

5. Теорема Вінера-Хінчина. Це основоположна теорія в області обробки сигналів, яка встановлює відносини між автокореляційною функцією і спектральною щільністю сигналу. Вона забезпечує важливі засоби для аналізу та інтерпретації сигналів, особливо в контексті стохастичних процесів. У контексті ідентифікації систем, теорема Вінера-Хінчина може бути використана для аналізу вихідного сигналу системи, що піддається впливу випадкових стаціонарних центрованих процесів. За її допомогою можна визначити не випадкові характеристики такого сигналу, як спектральна щільність та кореляційна функція. Спектральна щільність вимірює розподіл потужності сигналу в частотному домені, тобто вона демонструє, як енергія сигналу розподілена між різними частотами. За допомогою цього аналізу можна отримати важливі відомості про частотний склад сигналу та його характеристики. Кореляційна функція в свою чергу допомагає визначити статистичний взаємозв’язок між вхідним та вихідним сигналом системи. Ця інформація дозволяє оцінити, наскільки зміни в одному сигналі відповідають змінам в іншому, що є важливим для ідентифікації та контролю системи.

У рамках цих методів проводяться різноманітні експерименти, включаючи статистичні дослідження, експерименти з контролем стану, випробування відкликання на збурення та інше. Всі ці методи спрямовані на отримання

високоякісних даних, які можуть бути використані для створення точних математичних моделей систем.

Прикладні-експериментальні методи непараметричної ідентифікації відрізняються кількома ключовими параметрами. Вибір між ними залежить від конкретного завдання аналізу або моделювання. Ці методи не передбачають, що структура моделі відома або припускається. Моделі можуть бути простішими у використанні і менш залежними від припущень, але вони можуть не надавати глибокого розуміння процесів, що відбуваються в системі. Ці методи вважаються більш робастними, адже вони не залежать від конкретних припущень про структуру моделі.

В залежності від специфіки завдання, може бути обрано один або іншим метод. Важливо враховувати, що обидва методи можуть надати цінну інформацію про систему. Вибір між ними залежить від конкретних обставин і цілей дослідження.

1.3. Задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта

Адаптивна ідентифікація була розроблена для систем, параметри яких можуть змінюватися в часі або відповідно до умов середовища. Вона включає в себе створення та постійне оновлення моделі на основі вхідних та вихідних даних системи, що дозволяє моделі адаптуватися до будь-яких змін в роботі системи. Цей метод є особливо корисним для управління складними, нелінійними або неперервними системами, де традиційні методи ідентифікації можуть бути недостатньо ефективними. Метод має широке застосування у сфері автоматичного управління, оскільки багато реальних систем мають нелінійні або залежні від часу характеристики, які можуть бути важко моделювати з використанням стандартних нелінійних або часових моделей.

Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління може бути використана в широкому діапазоні застосувань, включаючи системи управління літальними апаратами, системи управління електромоторами, системи управління

хімічними процесами, робототехнічні системи, системи управління виробництвом, та інші.

Задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта полягає в розробці та реалізації методів і алгоритмів, які дозволяють визначити параметри об’єкта в умовах його статичної поведінки та забезпечити автоматичну корекцію цих параметрів у відповідь на зміни в динаміці об’єкта або зовнішнього середовища. Специфіка даної задачі полягає у тому, що об’єкт управління є статичним, тобто його поведінка в часі не змінюється або змінюється досить повільно. Проте, незважаючи на це, параметри об’єкта можуть змінюватися через різні причини, такі як зношування компонентів, зміни у середовищі і т. д. Задача адаптивної ідентифікації включає також покращення якості управління, збільшення надійності і довговічності об’єкта, зменшення витрат на його обслуговування та ремонт. Вирішення цієї задачі вимагає глибоких знань в галузі систем автоматичного управління, математичного моделювання, статистики та інших відповідних областей.

Ступінь адекватності моделі та об’єкта оцінюють шляхом порівняння їх вихідних сигналів при подачі однакових вхідних сигналів на об’єкт і його модель. Це порівняння вкладається в наступну схему:

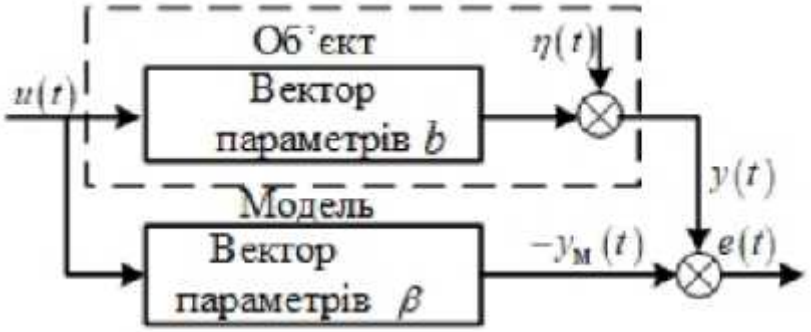

Рис. 1.1. Схема спостережень при ідентифікації [4]

На рис. 1.1 за критерій близькості $e(t)$ обрається помилка між виходом об’єкта і моделі. Проте за для математичної зручності обирається квадрат миттєвої даної помилки $e(t)^2$. Тобто мінімізуючи даний критерій можна

математично визначити параметри моделі. Вибір квадрату помилки, замість абсолютної величини помилки, використовується через декілька причин.

1. Квадратична помилка забезпечує гладкість функції помилки, що є корисним при оптимізації моделі.

2. Квадратична помилка надає більший ваговий коефіцієнт великим помилкам. Це означає, що моделі, які роблять великі помилки на окремих спостереженнях, будуть штрафуватися суворіше, ніж ті, що роблять менші помилки на багатьох спостереженнях.

3. Цей метод широко використовується в різних дисциплінах, включаючи регресійний аналіз, класифікацію, нейронні мережі та інше. Однак він також має обмеження, наприклад, він може бути чутливим до викидів або незбалансованих даних.

Інші критерії ідентифікації можуть включати абсолютну помилку (середню абсолютну відмінність між виходом об’єкта та моделі), відносну помилку (абсолютна помилка, поділена на абсолютне значення реального виходу), та багато інших.

Отже, критерій ідентифікації визначає, наскільки добре модель відтворює поведінку реального об’єкта або системи. Він є мірою відмінності між даними, отриманими від реального об’єкта, та даними, що генеруються моделлю. Ідея полягає в тому, що оптимальна модель мінімізує цю відмінність. Вибір критерію ідентифікації залежить від конкретного застосування та вимог до моделі. Наприклад, в деяких випадках може бути важливіше мінімізувати великі помилки, тоді як в інших випадках має більше значення загальна точність моделі.

Один з ключових елементів адаптивної ідентифікації є використання адаптивних фільтрів або адаптивних алгоритмів, які автоматично корегують параметри моделі на основі відмінностей між реальними даними та виводами моделі. Це забезпечує більш точне представлення реального стану системи та поліпшує ефективність управління. При використанні методів адаптивної ідентифікації для статичних об’єктів необхідно розробити відповідні математичні моделі, які забезпечують високу точність відображення динаміки об’єкта. Крім

того, потрібно врахувати затримку в отриманні даних з об’єкта, що може впливати на швидкість та точність ідентифікації. Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління, особливо важлива в сферах, де тривалий термін служби або стабільність системи є критичними факторами. Такі системи включають, наприклад, ядерні реактори, спостережні супутники, довготривалі космічні місії, великомасштабне виробниче обладнання і інші.

Адаптивна ідентифікація статичного об’єкта управління зазвичай передбачає наступні етапи:

1. Попередня ідентифікація моделі. На цьому етапі формується вихідна модель об’єкта управління. Модель може бути розроблена на основі фізичних законів, емпіричних спостережень, або як комбінація обох.

2. Збір даних. Збираються вхідні та вихідні дані об’єкта управління протягом певного часового проміжку. Ці дані використовуються для першої оцінки параметрів моделі.

3. Оцінка параметрів моделі. За допомогою алгоритму адаптивної ідентифікації, такого як метод найменших квадратів, метод максимальної вірогідності, баєсові методи тощо, проводиться оцінка параметрів моделі.

4. Адаптація моделі. Використовуються алгоритми адаптивного управління для оновлення параметрів моделі відповідно до нових даних або змін у динаміці системи. Це може включати алгоритми градієнтного спуску, методи ковзного контролю тощо.

5. Валідація моделі. Модель перевіряється на нових даних або за допомогою крос-валідації, щоб забезпечити її точність та робастність.

6. Використання моделі для управління. Одержана адаптована модель об’єкта управління використовується в реальних умовах управління об’єктом.

Цей процес повторюється циклічно або неперервно в залежності від потреб системи. Якщо зміни в системі виявляються значними, параметри моделі повторно оцінюються та адаптуються.

Однією з основних переваг адаптивної ідентифікації є її здатність працювати в режимі реального часу, що дозволяє системам швидко реагувати на

будь-які зміни в параметрах об’єкта або умовах середовища. Це не тільки підвищує ефективність управління, але й допомагає забезпечити безпеку, особливо в критичних додатках. Проте, варто зауважити, що адаптивна ідентифікація не є універсальним рішенням для всіх проблем управління системами. Застосування адаптивних методів потребує розуміння характеристик конкретної системи та можливих викликів, пов’язаних зі стабільністю і збіжністю адаптивних алгоритмів. Наприклад, адаптивні системи можуть бути чутливими до шуму вхідних даних або до неправильно заданих моделей системи. Використання адаптивної ідентифікації також відкриває широкі можливості для досліджень в області штучного інтелекту і машинного навчання, особливо в контексті розробки алгоритмів, які здатні самонавчання та самоадаптації в невизначених або динамічно змінюваних середовищах. Отже, дослідники і інженери повинні ретельно обрати і налаштувати адаптивні алгоритми, враховуючи специфіку задачі та обмеження системи.

Висновки

Задача ідентифікації займає вирішальне місце у процесі моделювання, оскільки вона включає визначення параметрів моделі на основі спостережуваних даних. Основні методи ідентифікації включають градієнтні, статистичні та ітеративні методи, які відрізняються способами обробки даних і різними критеріями якості ідентифікації. Критерій якості ідентифікації може включати мінімізацію різниці між вихідними даними моделі та даними, які спостерігаються в реальній системі.

Прикладні-експериментальні методи параметричної ідентифікації здатні забезпечити високу точність результатів, хоча вони можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів та кількості даних. Ці методи зазвичай включають використання оптимізаційних технік для знаходження найкращих параметрів моделі.

Задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта є важливою частиною сучасного моделювання. Завдяки адаптивним методам, можливо виконати ідентифікацію в реальному часі, що є особливо корисним у випадках, коли параметри системи можуть змінюватися з часом. Однак адаптивні методи потребують вдосконалених методів регулювання та алгоритмів для навчання моделі, що робить їх більш складними у використанні порівняно з традиційними методами ідентифікації.

На основі вищезазначеного, можна зробити висновок, що процес ідентифікації вимагає вдумливого підходу, урахування характеристик конкретної системи та вибору найвідповідніших методів та алгоритмів.

РОЗДІЛ 2
МАТЕМАТИЧНИЙ ОПИС ЗАДАЧІ АДАПТИВНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАТИЧНОГО ОБ’ЄКТА

2.1 Формулювання оптимізаційної задачі, процедури оптимізації критерію оптимальності

Оптимізація є фундаментальним елементом багатьох наукових, інженерних та економічних дисциплін, що передбачає знаходження найкращого можливого рішення або рішень в межах заданого набору обмежень. В наукових дослідженнях оптимізація використовується в багатьох областях, включаючи фізику, хімію, біологію, математику та інформатику. Вона може включати пошук найефективніших алгоритмів, моделей або методів, мінімізацію помилок в експериментальних даних або максимізацію вихідних параметрів системи. У сфері інженерії оптимізація часто стосується покращення процесів, систем або дизайну. Це може включати мінімізацію використання ресурсів, максимізацію продуктивності або ефективності, покращення якості продукту або безпеки і т.д. У економіці та бізнесі оптимізація часто застосовується для максимізації прибутку, мінімізації витрат, покращення ефективності роботи та збільшення загальної вартості для акціонерів. Це може включати в себе різноманітні заходи, включаючи оптимізацію процесів, стратегій ціноутворення, розподілу ресурсів і т.д.

Слід зазначити, що оптимізація – це не просто пошук «найкращого» рішення, але й пошук балансу між різними критеріями оптимальності, що можуть бути взаємно виключними. Наприклад, в інженерії можливо максимізувати продуктивність системи, але це може призвести до збільшення витрат ресурсів. Таким чином, оптимізація може вимагати компромісів між різними цілями.

Оптимізація використовує різні методи і алгоритми, включаючи, але не обмежуючись, методи градієнтного спуску, еволюційні алгоритми, методи Лагранжа, методи Ньютона та інші. Вибір конкретного методу залежить від конкретної задачі, доступних ресурсів (наприклад, часу обчислення), природи цільової функції (наприклад, лінійна, нелінійна, гладка, несполучна) та обмежень.

Оптимізаційна задача передбачає три основні компоненти: визначення змінних рішення, формулювання цільової функції (або функції критерію оптимальності) та встановлення обмежень. **Змінні рішення** це параметри, які можна змінити для вирішення задачі. Вони можуть бути неперервними, дискретними або комбінацією обох, що може впливати на вибір методу оптимізації. **Цільова функція (ЦФ)** це функція, яку потрібно мінімізувати або максимізувати. Для прикладу це може бути мінімізація витрат або максимізація прибутку. Вона вимірює ефективність потенційних рішень і вказує, яке з них є «найкращим» з точки зору наших цілей. Цільова функція також може бути відома як функція критерію оптимальності. Якщо ЦФ є єдиною, таку задачу скінченновимірної оптимізації визначають як задачу математичного програмування. У випадку, коли множина параметрів оптимізації є підмножиною простору зі скінченною вимірністю, таку задачу оптимізації називають скінченновимірною. Це відрізняє її від нескінченновимірних задач, які розглядаються у варіаційному численні та оптимальному управлінні. У разі, коли ЦФ та обмеження є лінійними відносно параметрів оптимізації, ми маємо справу з задачею лінійного програмування. Однією з перших таких задач було поставлено та вирішено Л.В. Канторовичем, і вона стосувалася вибору оптимальної виробничої стратегії – це пояснює використання слова «програмування» в назві

цього класу задач. Задачі, в яких ЦФ або обмеження залежать від параметрів оптимізації нелінійно, визначаються як задачі нелінійного програмування. **Обмеження** є умовами, яким повинне відповідати рішення. Вони встановлюють границі допустимих рішень та визначають допустимий простір пошуку. Обмеження можуть бути технічними (наприклад, обмеження на розміри або вагу в задачах дизайну) або економічними (наприклад, бюджетні обмеження), які зазвичай задаються у формі рівностей або нерівностей.

Після визначення цих трьох компонентів, процедура оптимізації полягає в пошуку таких значень змінних рішення, які максимізують або мінімізують цільову функцію, враховуючи задані обмеження. Для цього можуть використовуватися різні алгоритми оптимізації, залежно від специфіки задачі.

Зрозуміло, що задача оптимізації стає актуальною, коли існує декілька шляхів її вирішення. Ці шляхи зазвичай розглядаються як альтернативні сценарії. Оптимізаційні задачі мають широкий спектр застосувань. Вони можуть бути пов’язані з проектуванням технічних систем та технологічних процесів, ефективним розподілом обмежених ресурсів, плануванням діяльності підприємств, а також вирішенням проблем, що виникають в повсякденному житті людини. Різноманітні системи, процеси і ситуації, щодо яких ставиться задача оптимізації, об’єднуються під загальним поняттям «об’єкт оптимізації».

Для вирішення оптимізаційної задачі потрібно також сформулювати та визначити наступні ключові поняття:

1. Критерій оптимальності. [5] Цей критерій встановлює характеристики та пріоритети, на основі яких буде здійснюватися порівняння альтернатив і вибір найефективнішого варіанту згідно з поставленими цілями оптимізації. Тобто критерій визначає, коли процес оптимізації має бути зупинений. Він зазвичай включає у себе знаходження стану, при якому подальші зміни не призводять до подальшого покращення цільової функції або коли вже досягнуті задані критерії точності. Задачі оптимізації за декількома критеріями називають багатокритеріальними або задачами векторної оптимізації.

2. Математична модель об’єкта оптимізації. Ця модель описує об’єкт за допомогою відношень між характеристиками, що відображають його властивості. Зазвичай деякі з цих характеристик можуть бути змінені в певних межах, що спонукає до виникнення множини альтернатив, з яких потрібно вибрати найкращу. Параметри, що можуть змінюватися при оптимізації і є частиною математичної моделі об’єкта оптимізації, називаються параметрами оптимізації.

Оптимізація вимагає знаходження балансу між різними критеріями оптимальності та може потребувати компромісів між цілями. Вона використовує різні методи і алгоритми, залежно від конкретної задачі, ресурсів та обмежень.

2.2 Класи задач оптимізації

У науковому дослідженні оптимізації виділяються різні класи задач, що вивчаються і досліджуються. Класифікація задач оптимізації базується на різних критеріях та властивостях, що визначають ці задачі. Як це властиво для будь-якої системи класифікації, поділ задач оптимізації на різні категорії є визначеним умовно. Одну й ту саму практичну проблему можна представити у вигляді різних задач оптимізації, відповідно до використовуваної математичної моделі для аналізу дійсного об’єкту оптимізації. Очевидно, що найкращим є використання простіших моделей, які водночас достатньо повно відтворюють характеристики об’єкта, що є важливими з точки зору визначеної мети, яку відображає критерій оптимальності. Таким чином, при виборі, розробці або спрощенні математичні моделі важливо чітко розуміти, до якої категорії буде належати поставлена задача оптимізації, і які методи будуть використовуватись для її вирішення. При формулюванні математичної задачі оптимізації, цільова функція вибирається таким чином, щоб її розв’язання відповідало пошуку її мінімуму. Саме тому, стандартне формулювання загальної задачі математичного програмування зазвичай виражається так:

$$f_0(x) \to m \quad , x \in \Omega \tag{2.1}$$

де $\Omega \subset R^n$ – множина можливих альтернатив, що розглядаються при пошуку розв'язку задачі.

Будь-яку точку $x \in \Omega$ називають **допустимим розв'язком задачі математичного програмування**, в той час як відповідну множину називають **множиною допустимих значень** або **просто допустимою множиною**. Точка , в якій функція досягає мінімального значення, вважається оптимальним рішенням цієї задачі. При відсутності обмежень, множина збігається з областю визначення цільової функції. Проте, якщо розглянуті варіанти мають певні обмеження, множина придатних рішень стає меншою.

Задачу, описану рівнянням (2.1), ми надалі будемо називати **задачею мінімізації ЦФ на множині**, маючи на увазі пошук мінімального значення функції в точках, де це мінімальне значення досягається. Однак, цільова функція може не досягнути свого мінімального значення на точках, допустимим розв'язком задачі. У такому випадку, увага надається визначенню точної нижньої межі функції на цій множині. Тоді замість (2.1) записуємо:

$$f_0(x) \to in \ , x \in \Omega \quad (2.2)$$

Різниця між (4.1) та (4.2) визначається таким чином: в першому випадку передбачається, що точка, в якій цільова функція досягає свого мінімуму на множині Ω, існує. В той час як у другому випадку вона може бути відсутньою.

Отже, при розв'язанні загальних проблем математичного програмування, в першому випадку мета полягає в пошуку точних (або певною заданою точністю) значень координат точки і значення цільової функції. Натомість, у другому випадку, стратегія полягає в побудові послідовності $\{x_n\}$ точок $x_n \in \Omega$, для якої відповідає послідовність $\{f_0(x)\}$, що збігається до значення $in_{\ x\in\Omega} f_0(x)$, та врахування цього значення з певним ступенем точності.

Варто відзначити, що в контексті вирішення реальних прикладних задач, найчастіше зустрічається перший випадок. Тому запис у вигляді (2.2) призначений для використання в особливих обставинах.

Більш того, важливо пам’ятати, що навіть коли оптимальна точка може не існувати, математичне програмування дозволяє нам побудувати послідовність наближених рішень, що є збіжними до оптимального значення.

У певних випадках, коли маємо лінійні обмеження у вигляді рівності:

$$B \quad = d, x \in R^n, \tag{2.3}$$

де $d \in R^k$, B – матриця розміру $k \times n$, а параметри оптимізації можуть приймати лише невід’ємні значення, ми отримуємо **стандартну задачу лінійного програмування**. Цю задачу також можна назвати задачею лінійного програмування в стандартній формі.

Якщо до стандартної задачі лінійного програмування додати обмеження типу нерівностей:

$$\sum_{j=1}^{n} a_i \, x_j \leq b_m, \tag{2.4}$$

де $a_i \in R$, $i = \overline{1, m}$, то це приведе до формулювання загальної задачі лінійного програмування.

У певних випадках, обмеження можуть бути застосовані не до всіх параметрів оптимізації, а лише до певної підмножини з них. Якщо обмежень немає, то складається формулювання **основної задачі лінійного програмування**, яка іноді називається **природною задачею лінійного програмування**.

Якщо при лінійних обмеженнях цільової функції, яка мінімізується, крім лінійної комбінації, також присутня додатновизначена квадратична форма, а саме:

$$(c, x) + \frac{1}{2}(Q_x, x) \rightarrow m \tag{2.5}$$

де Q – позитивно визначена матриця розміру$n \times n$, то ми говоримо про **задачу квадратичного програмування**, а саму функцію виду (2.5) називають квадратичною функцією. У випадку, коли цільова функція є відношенням двох лінійних функцій, а обмеження є лінійні, тоді ми маємо з**адачу дробово-лінійного програмування.** Якщо обмеження належать до типів рівності та/або нерівності, але хоча б одна з функцій або цільова функція не є лінійною, тоді це є **загальна задача нелінійного програмування.**

Вивчаючи задачі оптимізації, особливо важливо враховувати характер цільової функції, а саме її опуклість. У ряду випадків, простежується ця тенденція: область допустимих значень параметрів оптимізації виявляється опуклою множиною, що значно спрощує процес розрахунків та прогнозування. У цьому контексті опуклість цільової функції може бути як вгору, так і вниз, що відображає специфіку відповідних прикладних завдань. Наприклад, ефективність технічного пристрою від параметрів оптимізації як правило, представляє собою вгнуту функцію, оскільки зі зростанням технічних характеристик пристрою стає все складніше досягати істотних покращень. Цільові функції, які відображають такі параметри пристрою, як маса, розміри або вартість, як правило, є опуклими через аналогічні обмеження. Тобто, чим вище вже досягнута якість пристрою, тим більша складність та вартість зробити істотні поліпшення. Тому при вирішенні задач оптимізації важливо враховувати характер опуклості ЦФ і розуміти, як це впливає на потенціальні результати. Це допомагає більше сконцентруватися на важливих областях для оптимізації і правильно відповідати на виклики, пов’язані з реальними технічними обмеженнями.

2.3 Градієнтний метод оптимізації дробленням кроку

Градієнтний метод оптимізації дробленням кроку – це підхід, що широко використовується в задачах чисельної оптимізації. Головна ідея полягає в ітеративному оновленні значення змінних, що оптимізуються, шляхом руху у напрямку, що визначається градієнтом функції, яка мінімізується. Він використовується для знаходження локальних мінімумів диференційованих функцій. Цей метод полягає в ітеративному налаштуванні параметрів функції для мінімізації значення цільової функції. Застосовуючи градієнтний спуск, можна виконувати кроки пропорційно до від’ємного градієнта функції в поточній точці, що допомагає визначити напрямок найшвидшого спадання. Розмір кроку в градієнтному спуску може бути фіксованим або вибраним адаптивно, в залежності від специфіки задачі.

Метод дроблення кроку, що також називається методом дроблення кроку вполовину, використовується в алгоритмах оптимізації, таких як градієнтний спуск. В основному, цей метод є простою стратегією зменшення розміру кроку в процесі оптимізації. Ідея полягає в тому, що якщо поточний крок не призводить до зменшення значення цільової функції, то розмір кроку слід зменшити. Зазвичай це досягається шляхом поділу поточного кроку на два, що дає цьому методу його назву.

Алгоритм дроблення кроку:

1. Вибрати початковий крок

2. Перевірити, чи призводить рух у напрямку градієнта з цим кроком до зменшення значення функції. Якщо так, то виконати цей крок.

3. Якщо рух не призводить до зменшення значення функції, крок ділиться на два.

4. Повторювати кроки 2 і 3 до досягнення критеріїв зупинки, таких як задана мінімальна величина кроку або максимальна кількість ітерацій.

Цей метод є простим і ефективним, але в деяких випадках може бути не найоптимальнішим. Наприклад, якщо функція має складну форму, дроблення кроку вполовину може бути занадто агресивним або недостатньо агресивним підходом. У таких випадках можуть бути використані більш складні методи пошуку кроку.

Градієнтний метод оптимізації з методом дроблення кроку представляє собою чисельний ітераційний процес, спрямований на вирішення задачі оптимізації шляхом пошуку локального мінімуму диференційованої функції. Для формалізації процесу введемо деякі позначення. Припустимо, що $f(x)$ – функція, яка підлягає оптимізації, а x – це вектор параметрів, які треба оптимізувати. Позначимо через $\nabla f(x)$ градієнт в точці x, тобто вектор часткових похідних цієї функції.

Алгоритм виконується за наступними кроками:

1. Ініціалізація. Задати значення похибки обчислення екстремуму функції ε. Вибрати значення початкової пробної точки x^0. Встановити початковий розмір кроку α.

2. Обчислення градієнта. Визначити значення частинних похідних функції в пробній точці. Виконати перевірку умови досягнення заданої точності, де значення частинних похідних функції повинні бути менші або дорівнювати значенню похибки ε. Якщо задана умова задовольняється для всіх змінних, то процес пошуку зупиняється. В цьому випадку точку x^k приймаємо за мінімум. Для неї ж розраховуємо мінімальне значення функції. Інакше перейти до наступного кроку.

3. Оновлення векторів параметрів. Обрахувати значення координат для нової пробної точки x^{k+1} за формулою:

$$x_i^{k+1} = x_i^k - \alpha^k \cdot \nabla f(x^k), i = 1, \dots, n, k = 0,1 \dots. \quad (2.6)$$

де x_i – координати останньої пробної точки.

4. Перевірка умови. Перевірити умову $f(x^{k+1}) \leq f(x^k)$. Якщо умова не виконується, поділити крок α на два і повернутися до кроку 3.

5. Критерій зупинки. Повторювати кроки 2-4 до виконання критеріїв зупинки, таких як досягнення заданої точності, виконання певної кількості ітерацій або незначна зміна $f(x)$ між ітераціями.

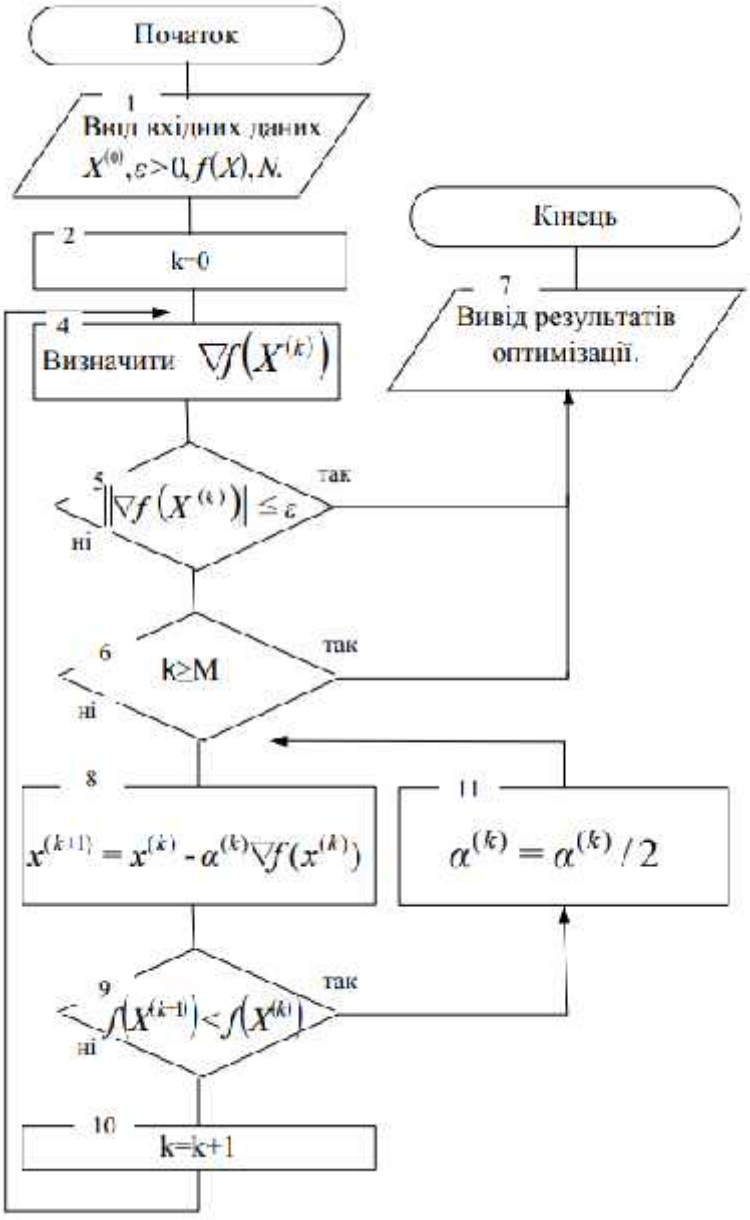

Рис. 2.1. Блок-схема алгоритму застосування градієнтного методу[6]

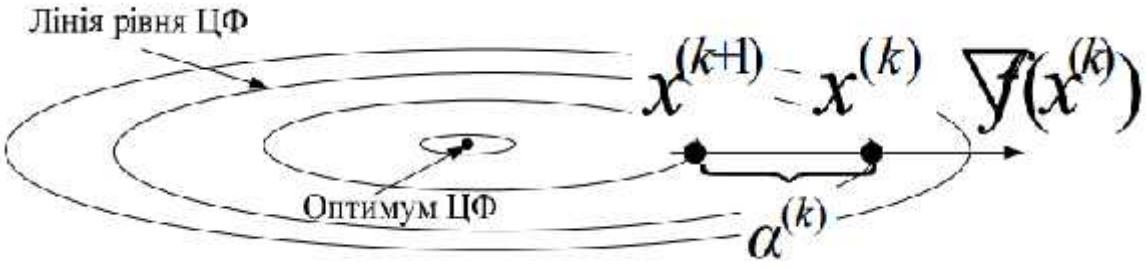

Рис. 2.2. Ілюстрація складових формули 2.6 [6]

Градієнт функції в точці є вектором, який показує напрямок найшвидшого зростання значення функції. Відповідно, протилежний до градієнта напрямок

вказує на найшвидше спадання функції. Саме цей напрямок використовується у методі градієнтного спуску. Цей метод, хоча й простий, може бути ефективним для вирішення великої кількості задач оптимізації, особливо машинному навчанні, де часто потрібно мінімізувати функцію втрат на основі великого набору даних.

У контексті машинного навчання та аналітики даних градієнтний спуск часто використовується для оптимізації функцій втрат, що дозволяє моделям «навчитися» з даних, мінімізуючи розбіжність між прогнозованими та реальними відповідями. Тому градієнтний метод оптимізації займає ключове місце в численних алгоритмах машинного навчання, включаючи лінійну та логістичну регресію, нейронні мережі та багато інших. Попри свою простоту, цей метод може бути дивовижно потужним при вирішенні складних проблем оптимізації.

Градієнтний спуск може бути реалізований у декількох варіантах, включаючи стохастичний градієнтний спуск та градієнтний спуск з пакетами (міні-батчем).

1. Стохастичний градієнтний спуск (SGD). В стандартному градієнтному спуску для оновлення параметрів моделі використовується весь набір даних. Натомість стохастичний градієнтний спуск використовує лише один випадковий елемент набору даних на кожному кроці оновлення. Стохастичний градієнтний спуск зазвичай працює швидше, тому що він не потребує обчислення градієнта за весь набір даних на кожному кроці, але його шлях до мінімуму може бути менш стабільним через випадковість вибору даних.

2. Градієнтний спуск з пакетами (міні-батчем). Градієнтний спуск з пакетами є компромісом між стандартним градієнтним спуском та стохастичним градієнтним спуском. Замість використання всього набору даних або одного випадкового елемента для обчислення градієнта, цей метод використовує підмножину, або «пакет» даних. Розмір пакету може бути налаштований для балансу між швидкістю обчислення та точністю шляху до мінімуму. Цей підхід зазвичай забезпечує більш стабільний та точний спуск до мінімуму, ніж

стохастичний градієнтний спуск, та швидший, ніж при використанні всього набору даних.

Обидва цих варіанти градієнтного спуску можуть бути використані з методами адаптивного вибору розміру кроку для додаткового підвищення ефективності.

Метод градієнтного спуску є важливим інструментом в області оптимізації і машинного навчання. Цей метод є основою багатьох сучасних алгоритмів машинного навчання, включаючи лінійну і логістичну регресію, нейронні мережі та інше. Проте, хоча градієнтний спуск і володіє великою потужністю, він має ряд обмежень та потенційних викликів, які важливо брати до уваги.

Переваги методу градієнтного спуску:

1. Ефективність. Градієнтний спуск, особливо його стохастична та міні-батч версії, може бути ефективним для вирішення великих задач оптимізації, де обчислення градієнтів за весь набір даних є обчислювально обтяжливим.

2. Універсальність. Метод градієнтного спуску можна застосовувати до широкого спектра задач, включаючи лінійну регресію, логістичну регресію, нейронні мережі та багато інших.

3. Простота реалізації. Градієнтний спуск відносно простий у реалізації і інтерпретації, що робить його доступним для використання.

Недоліки та потенційні проблеми методу градієнтного спуску:

1. Локальні мінімуми. Градієнтний спуск може «застрягти» в локальних мінімумах для неопуклих функцій і не знайде глобального мінімуму.

2. Збіжність. В залежності від розміру кроку, градієнтний спуск може збігатися повільно або, навпаки, «промахнутися» мінімумом.

3. Вибір розміру кроку. Вибір оптимального розміру кроку може бути викликом. Занадто малі кроки можуть привести до повільної збіжності, тоді як занадто великі кроки можуть спричинити нестабільність і пропуск мінімуму.

4. Залежність від ініціалізації. Результат градієнтного спуску може сильно залежати від початкової точки, особливо для неопуклих функцій.

5. Рівно промінні мінімуми. Градієнтний спуск може працювати повільно в присутності довгих, вузьких, рівномірно глибоких «долин» у просторі параметрів. Це змушує алгоритм градієнтного спуску виконувати багато невеликих кроків.

Незважаючи на широке застосування методу градієнтного спуску в області оптимізації та машинного навчання, він не позбавлений певних недоліків і викликів, що можуть суттєво вплинути на ефективність його використання. Ці недоліки можуть впливати на швидкість збіжності, точність отриманих результатів, а також на ресурсомісткість процесу тренування. Зокрема, виклик представляють ситуації, коли метод «застрягає» в локальних мінімумах, що може призвести до помилок в прогнозуванні. Проблеми зі збіжністю та вибором розміру кроку можуть призвести до надмірно довгого часу тренування або навіть до неможливості досягнення мінімуму. Залежність результату від початкової точки може ускладнити процес ініціалізації та перевірки роботи моделі. Крім того, важливо враховувати вплив рівнопромінних мінімумів, що можуть призвести до значної затримки в тренуванні та великого споживання обчислювальних ресурсів.

Таким чином, при використанні методу градієнтного спуску необхідно усвідомлювати його потенційні обмеження та бути готовим до використання стратегій обігу або модифікації цього методу для забезпечення ефективного і точного вирішення задач оптимізації.

2.4 Градієнтний алгоритм ідентифікації

Градієнтний алгоритм ідентифікації є процедурою оптимізації, яка використовується для визначення параметрів рівняння досліджуваного об’єкта в процесі ідентифікації системи. Досліджуваним об’єктом в даному випадку виступає вимірювач вертикальної швидкості. Даний механічний прилад використовується для вимірювання зміни висоти літака за одну секунду. Рівняння, що описує його роботу, має наступний вигляд:

$$y = 5 \cdot u + 3 \cdot u^2$$

де u – вхідний сигнал, y – вихідний сигнал.

Варто зазначити, що дана модель є статична та має рівняння квадратичного вигляду.

В основі цього алгоритму лежить принцип градієнтного спуску, який пошуково зменшує значення цільової функції (часто це квадратична помилка між вихідними даними системи та вихідними даними моделі) шляхом ітеративного регулювання параметрів моделі в напрямку, що протилежний градієнту цільової функції.

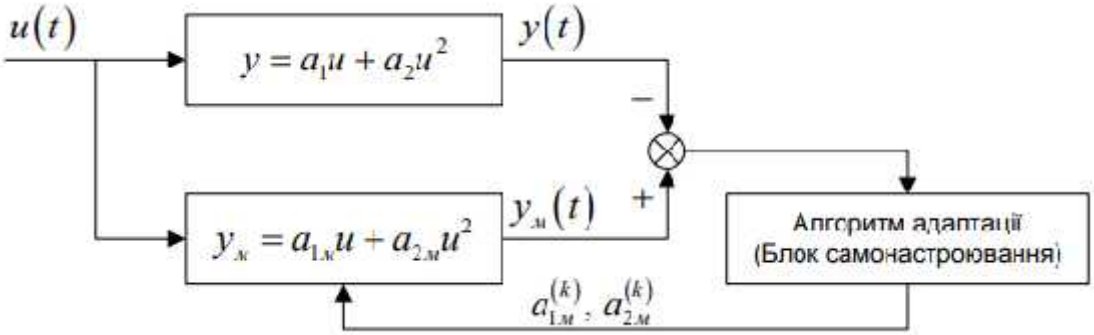

Рис. 2.3. Структурна схема системи ідентифікації статичного об’єкта [7]

Алгоритм ідентифікації градієнтним методом включає наступні основні кроки:

1. Ініціалізація параметрів моделі. Цей крок є початковою фазою алгоритму ідентифікації градієнтним методом. В залежності від конкретної моделі, параметри можуть включати ваги, зміщення, масштабні коефіцієнти, а також інші значення, які визначають властивості моделі. Вихідні значення цих параметрів часто ініціалізуються випадково, але інколи використовуються більш складні методи, що ґрунтуються на попередньому знанні про систему. Наприклад, параметри можуть бути встановлені на основі попередніх досліджень, експертних оцінок або використовуючи результати попереднього моделювання. Важливо зазначити, що вибір початкових значень параметрів може суттєво вплинути на процес і результати оптимізації. Початкові значення, що занадто віддалені від оптимальних, можуть призвести до того, що алгоритм застрягне в локальних

мінімумах або збіжність буде дуже повільною. Отже, краще використовувати виважений підхід до ініціалізації параметрів.

2. Обчислення вихідних даних моделей. Цей етап передбачає використання поточного набору параметрів моделі для обчислення вихідних даних. В залежності від специфіки задачі і моделі, це може включати різні математичні операції. Наприклад, в рамках нейронних мереж вихідні дані моделі обчислюються шляхом проведення низки взаємозв’язаних математичних операцій, які включають додавання, множення, а також застосування нелінійних функцій активації. В контексті регресійного аналізу вихідні дані моделі можуть бути обчислені шляхом простого лінійного або поліноміального обчислення на основі вхідних даних та поточних параметрів. Обчислені вихідні дані моделі потім порівнюються з реальними вихідними даними системи в наступних етапах алгоритму ідентифікації. На основі цього порівняння визначається, наскільки добре модель відтворює реальну систему, і де необхідно внести корективи у параметри моделі для подальшого поліпшення результатів.

3. Обчислення цільової функції. Цільова функція в контексті градієнтного алгоритму ідентифікації є мірою відмінності між вихідними даними моделі та реальними вихідними даними системи. Ця функція визначає, наскільки «хорошою» або «поганою» є поточна модель для опису реальної системи. Один з найбільш поширених варіантів цільової функції – це квадратична помилка. Вона обчислюється як сума квадратів різниць між вихідними даними моделі та реальними вихідними даними системи. Це дає міру величини помилки, з якою модель прогнозує вихідні дані системи. Квадратична помилка є особливо корисною, коли ми хочемо надати більшу вагу більшим помилкам (оскільки квадратична функція швидко зростає для більших значень).

4. Обчислення градієнту цільової функції. Градієнт цільової функції є важливим елементом процесу ідентифікації. Градієнт – це вектор, який складається з часткових похідних цільової функції щодо кожного параметра моделі. Цей вектор показує напрямок найбільшого зростання цільової функції в багатовимірному просторі параметрів. Обчислення градієнту включає в себе

обчислення часткових похідних цільової функції за кожним параметром. Часткова похідна показує, як цільова функція змінюється при маленькій зміні відповідного параметра, при умові, що всі інші параметри залишаються незмінними. Таким чином, градієнт допомагає визначити, в якому напрямку потрібно змінити параметри моделі, щоб максимально збільшити (або зменшити) цільову функцію. В контексті градієнтного алгоритму ідентифікації, ми хочемо зменшити цільову функцію, тому ми будемо рухатися в напрямку, протилежному градієнту.

5. Оновлення параметрів моделі. Оновлення параметрів моделі є критичним кроком в градієнтному алгоритмі ідентифікації. Після обчислення градієнту цільової функції, параметри моделі оновлюються, рухаючись в напрямку, протилежному градієнту. Це робиться для того, щоб зменшити цільову функцію, оскільки градієнт вказує на напрямок найбільшого зростання функції. Оновлення параметрів виконується за формулою (2.6). Розмір кроку, який визначає, наскільки далеко переміщуються параметри в кожному кроці, може бути фіксованим або адаптивним. Фіксований розмір кроку означає, що кожен крок є однаковим по величині, тоді як адаптивний розмір кроку змінюється в залежності від контексту (наприклад, може зменшуватися по мірі наближення до мінімуму цільової функції). Цей процес повторюється, поки не буде досягнуто певних критеріїв зупинки, таких як максимальна кількість ітерацій або певний рівень точності.

6. Перевірка критеріїв зупинки. Після кожної ітерації градієнтного алгоритму ідентифікації, необхідно перевірити, чи досягнуто критеріїв зупинки. Критерії зупинки – це умови, при виконанні яких процес оптимізації припиняється. Їх встановлюють, щоб уникнути нескінченного циклу оптимізації та перевірити, чи було досягнуто задовільний рівень вирішення проблеми. Якщо жоден з критеріїв зупинки не досягнуто, процес оптимізації продовжується з обчислення вихідних даних моделі (крок 2). Якщо критерії зупинки досягнуто, алгоритм завершується, і результатом є останній набір параметрів моделі.

Математична постанова градієнтного алгоритму ідентифікації має наступний вигляд [7]:

Градієнтний алгоритм оптимізації для задач ідентифікації:

$$a_{\text{ім}}^{(K+1)} = a_{\text{ім}}^{(K)} - h\frac{d}{da_{\text{ім}}}, i = \overline{1,2} \quad (2.7)$$

Критерій оптимальності є квадратом різниці між виходом об’єкта та моделі:

$$I = (a_{1\text{м}}u + a_{2\text{м}}u^2 - a_1u - a_2u^2)^2 \quad (2.8)$$

Частинні похідні, що є також умовою зупинки для досягнення заданої точності:

$$\frac{d}{da_1} = 2 \cdot \varepsilon \cdot u; \quad \frac{d}{da_2} = 2 \cdot \varepsilon \cdot u^2 \quad (2.9)$$

Числова ітераційна процедура обрахунку параметрів моделі за градієнтним методом, представлена у вигляді формул

$$a_{1\text{м}}^{(K+1)} = a_{1\text{м}}^{(K)} - 2hu \quad (2.10)$$

$$a_{2\text{м}}^{(K+1)} = a_{2\text{м}}^{(K)} - 2h\varepsilon u^2 \quad (2.11)$$

Критерій близькості виходу об’єкта і моделі обираємо квадрат миттєвої помилки між виходом об’єкта і моделі

$$I = \varepsilon^2 = (y_{\text{м}} - y)^2 \quad (2.12)$$

Математичний опис задачі, що полягає в обчисленні параметрів $a_{1\text{м}}$, $a_{2\text{м}}$, має вигляд

$$I = \varepsilon^2 = (y_{\text{м}} - y)^2 \rightarrow \min(a_{1\text{м}}, a_{2\text{м}}) \quad (2.13)$$

Градієнтний метод ідентифікації є ефективним та універсальним підходом до визначення параметрів моделі системи. Його основна концепція полягає в ітераційному оновленні параметрів моделі у напрямку, що зменшує величину помилки, визначеної цільовою функцією. Застосування цього методу вимагає вдумливої ініціалізації параметрів моделі, точного обчислення цільової функції та її градієнта, та визначення оптимального розміру кроку для оновлення параметрів. Складність та ефективність градієнтного методу ідентифікації визначаються різноманітністю факторів, включаючи вид цільової функції, обрану модель, характеристики даних та критерії зупинки. В той же час, ретельний дизайн і аналіз цих елементів можуть значно підвищити ефективність процесу ідентифікації та якість отриманої моделі.

Суть градієнтного алгоритму ідентифікації полягає в поступовому «навчанні» моделі на основі вхідних даних системи, поступово коригуючи параметри моделі таким чином, щоб мінімізувати помилку між моделлю та реальними даними. Цей метод використовується в різних областях, включаючи системи автоматичного керування, обробку сигналів, машинне навчання та ін. Градієнтний алгоритм ідентифікації дозволяє ідентифікувати систему, навіть якщо точні математичні моделі системи недоступні або важко отримати. Проте, варто враховувати, що градієнтні алгоритми мають деякі обмеження, зазначені у пункті 2.4.

В цілому, алгоритм ідентифікації градієнтним методом виявляється потужним інструментом для вирішення складних проблем ідентифікації систем, надаючи досить гнучкі можливості для оптимізації та адаптації до конкретних вимог та умов задачі.

Висновки

Формулювання оптимізаційної задачі та процедури оптимізації критерію оптимальності є важливим етапом в процесі адаптивної ідентифікації. Це передбачає встановлення критеріїв, які визначають, як параметри моделі мають бути налаштовані для досягнення оптимального збігу між моделлю та даними. Різні класи задач оптимізації, такі як лінійне програмування, квадратичне програмування та нелінійне програмування, надають різні методи для рішення оптимізаційних проблем в залежності від характеристик вхідних даних та моделі. Кожен з цих класів має свої унікальні властивості, які впливають на вибір методів розв’язання.

Градієнтний метод оптимізації дробленням кроку є важливим інструментом у сфері оптимізації. Він використовується для пошуку оптимального рішення шляхом оновлення параметрів моделі в напрямку, протилежному градієнту цільової функції. Розмір кроку адаптується в залежності від поточного рівня помилки та швидкості зміни помилки.

Градієнтний алгоритм ідентифікації виступає ключовим механізмом для вирішення задач ідентифікації в різних областях науки і техніки. Завдяки своїм властивостям, цей алгоритм дозволяє ефективно оцінювати невідомі параметри моделей на основі доступних даних. Основа градієнтного алгоритму ідентифікації полягає в пошуку мінімуму функції втрат, використовуючи градієнт функції для визначення напрямку, який дасть найбільше зменшення значення функції. Він представляє собою сильний інструмент для розробки та оптимізації моделей в наукових дослідженнях і промислових застосуваннях.

Таким чином, задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта вимагає вдумливого математичного підходу, зокрема використання відповідних методів оптимізації та градієнтних алгоритмів ідентифікації, для вирішення цієї складної, але досить важливої задачі.

РОЗДІЛ 3
РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ АДАПТИВНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАТИЧНОГО ОБ'ЄКТА

3.1. Опис об'єкта дослідження

У даній кваліфікаційній роботі об'єктом дослідження виступає механічний прилад вимірювач вертикальної швидкості. Це обов'язковий прилад в авіаційній галузі, розроблений Thales Avionics. Цей прилад, який відповідає вимогам RVSM (Reduced Vertical Separation Minimum), вимірює швидкість з якою літак піднімається або опускається, інакше кажучи, його вертикальну швидкість. Ця інформація критично важлива для пілотів для забезпечення безпечного та ефективного управління літаком.

Вимірювач вертикальної швидкості працює за рахунок принципу різниця тисків. Він вимірює диференціальний тиск між статичним тиском і тиском у камері змінного об'єму, що розширюється або стискається залежно від зміни висоти.

Функціональну залежність вимірювача вертикальної швидкості можна описати нелінійним рівнянням:

$$y(t) = 5 \cdot u(t) + 3 \cdot u(t)^2 \quad (3.1)$$

де u(t) – вхідний сигнал, що відображає зміни тиску, y(t) – вихідний сигнал, що представляє вертикальну швидкість. Коефіцієнти $a_1 = 5, a_2 = 3$ є параметрами даного об'єкта, що визначають чутливість і реакцію приладу на зміни тиску.

Дана модель є статичною та має рівняння квадратичного вигляду. Нелінійне рівняння відображає те, що відношення між вхідним і вихідним сигналами не є пропорційним. Замість цього вихідний сигнал змінюється в квадратичному відношенні до вхідного, що відображає більш складний характер взаємодії між тиском і вертикальною швидкістю в реальний умовах польоту.

3.2. Математична постановка задачі

Завдання у даній роботі полягає у пошуку параметрів квадратичної моделі статичного об’єкту (вимірювача вертикальної швидкості) проведенням адаптивної ідентифікації за критерієм близькості виходу об’єкту та моделі. Ідентифікація параметрів відбуватиметься за допомогою наданої структурної схеми на рис. 2.3.

Дана дослідження виконується за допомогою активного методу, оскільки на вхід об’єкта і моделі подається вимірюваний сигнал $u(t)$. На основі вихідних даних об’єкта і моделі буде визначена різниця між ними $e(t)$. За критерій близькості обирається квадрат миттєвої помилки $e(t)^2$. Мінімізуючи даний критерій буде визначено параметри даної моделі. Початкові значення коефіцієнтів моделі $a_{1м}^{(0)}$, $a_{2м}^{(0)}$ визначаються за апріорними відомостями про об’єкт.

На вхід об’єкта і моделі подається вимірюваний сигнал $u(t)$. Отримана різниця між виходами об’єкта та моделі подається до блоку самонастроювання. Даний блок буде реалізовано за допомогою градієнтного алгоритму ідентифікації, представленого у формулах (2.7)–(2.11). На виході блоку самонастроювання надаватимуться проміжні значення параметрів об’єкта, що будуть підбиратися до моделі.

Умовою зупинки даного підбору параметрів буде досягнення попередньо заданої точності. Тобто значення частинних похідних, що наведені у формулі (2.9), повинні бути меншими за задану точність. На цьому етапі буде отримано результат, а саме ідентифіковані параметри моделі.

3.3. Програмна реалізація та результати рішення задачі

Реалізація даної поставленої задачі виконувалася у інтерактивному інструменті для моделювання – Simulink. За основу реалізації схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта взято структурну схему рис. 2.6. В результаті, реалізована схема в Simulink має наступний вигляд рис. 3.1.

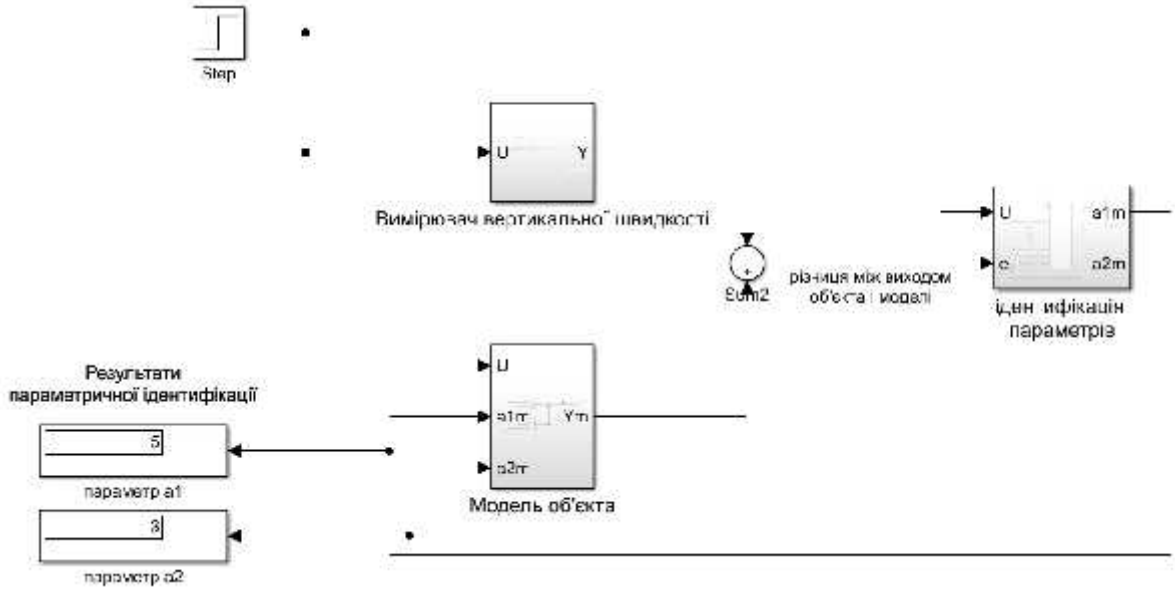

Рис. 3.1. Схема системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта в Simulink

Схема, яка зображена на рисунку 3.1, складається з трьох підсистем, блоку «Sum» для визначення критерію оптимальності (а саме для обчислення різниці між виходами об’єкта та моделі), вхідного ступінчастого сигналу, що згенерований блоком «Step», та двох блоків «Display» для відображення результатів (ідентифікованих параметрів моделі). Принцип роботи цієї схеми описано в пункті 3.2.

Досліджуваний об’єкт – вимірювач вертикальної швидкості реалізовано за допомогою підсистеми, зображеної на рис. 3.2.

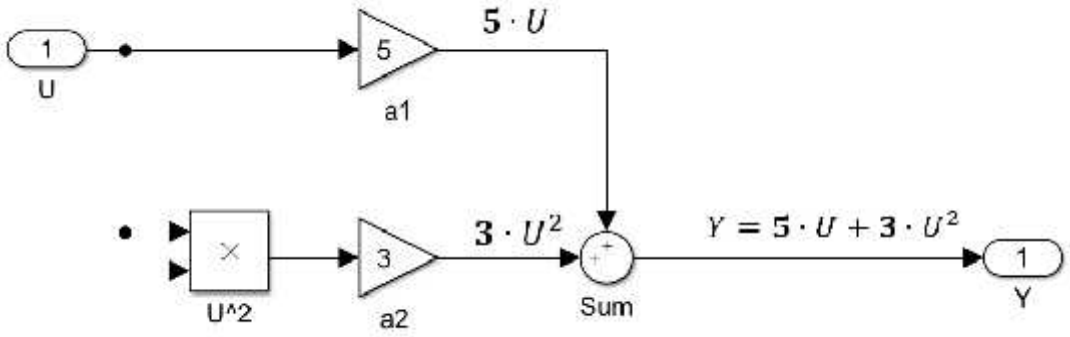

Рис. 3.2. Підсистема вимірювача вертикальної швидкості

Підсистема, зображена на рис. 3.2, приймає на вхід ступінчастий сигнал, а на виході отримуємо сигнал, що відображає характеристику даного об’єкта. Підсистема реалізована за допомогою блоку «Gain», що виступає параметрами системи a_1 та a_2. Та блок «Product», що виконує математичну дію – піднесення до квадрату значення вхідного сигналу. Блок «Sum» виконує додавання двох доданків рівняння (3.1).

Підсистема моделі об’єкта, до якої підбираються проміжні параметри реалізована на рис. 3.3.

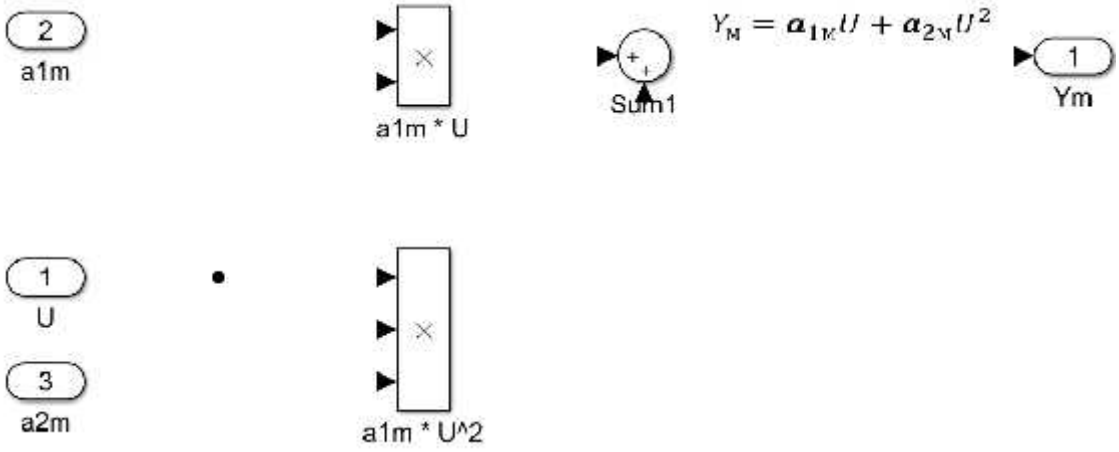

Рис. 3.3. Підсистема моделі об’єкта

Підсистема, зображена рис. 3.3, не містить в собі блоку «Gain», оскільки параметри моделі є вхідними значеннями, які підбираються в процесі моделювання. Також на вхід підсистема приймає ступінчастий сигнал, а на виході

отримаємо сигнал, що відображає характеристику даної моделі з проміжними ідентифікованими параметрами.

Підсистема реалізації ідентифікації параметрів, на основі критерію оптимальності має наступний вигляд рис. 3.4.

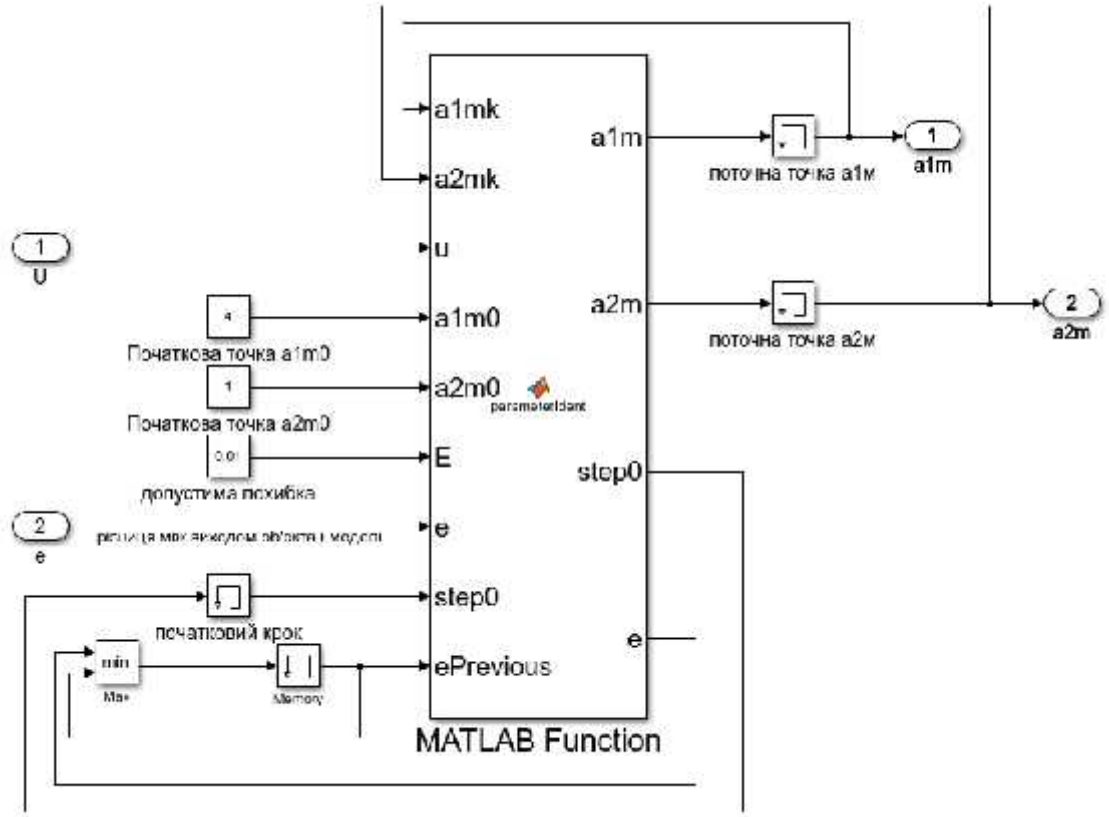

Рис. 3.4. Підсистема ідентифікації параметрів моделі

Підсистема, зображена на рис. 3.4. виконує градієнтний алгоритм оптимізації для ідентифікації параметрів моделі. На вхід дана підсистема приймає різницю виходів об’єкта та моделі $e(t)$, що потім слугуватиме за критерій оптимальності $e(t)^2$, а також вхідний ступінчастий сигнал. На виході підсистеми отримуємо проміжні ідентифіковані параметри моделі. Також ця підсистема містить matlab функцію «parameterIdent». Програмний код даної функції зазначено у додатку 2.

Разом з тим, у даній підсистемі задається допустима похибка визначення мінімуму. На рис. 3.4. задана похибка рівна 0,01. Крім того, є можливість задати значення початкових параметрів системи. У даній підсистемі параметри рівні

$a_{1м}^{(0)} = 4,\ a_{2м}^{(0)} = 1$. Блок «Memory» використовується, як затримання вхідного значення на одну ітерацію, для подальшого його використання в реалізації градієнтного алгоритму ідентифікації зазначеного в пункті 2.4. Блок «Max» використовувався для відбору меншого вхідного значення, що надалі подавався на блок «Memory». Це зроблено для відбору меншого критерію оптимальності, тобто його мінімізації згідно формули (2.12). Також, блок «Memory» використовується для запам’ятовування значень кроку та проміжних параметрів моделі на одну ітерацію.

Результати досліджень впливу величини сигналу управління на структурної схему системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта, мають наступний вигляд рис. 3.5.

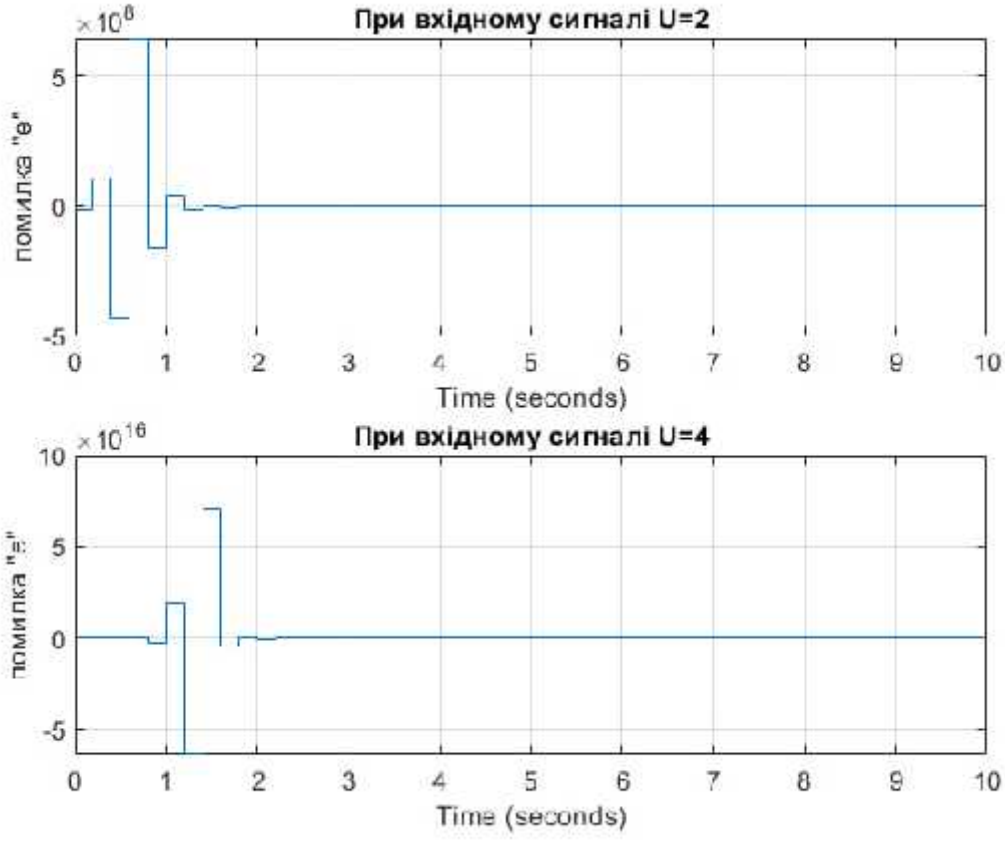

Рис. 3.5. Результат впливу величини сигналу управління на критерій оптимальності при незмінних початкових значеннях параметрів а $= (4,1)$

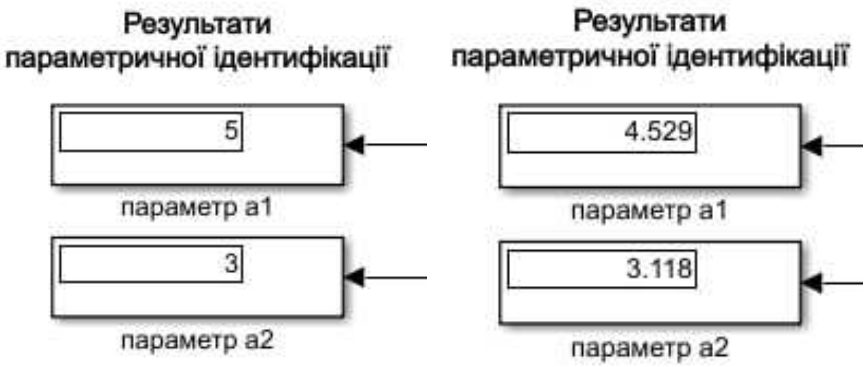

Рис. 3.6. Результат впливу зміни величини сигналу управління, $U = 2$ та $U = 4$ відповідно, на ідентифіковані параметри моделі при незмінних початкових значеннях параметрів $a^0 = (4,1)$

З рис. 3.5., можемо зазначити, що при різних впливах вхідного сигналу на реалізовану в Simulink схему, критерій оптимальності набув мінімального значення, близького до нуля. З рис. 3.6., можемо зазначити, що ідентифіковані параметри моделі є чутливими до зміни вхідного впливу на схему.

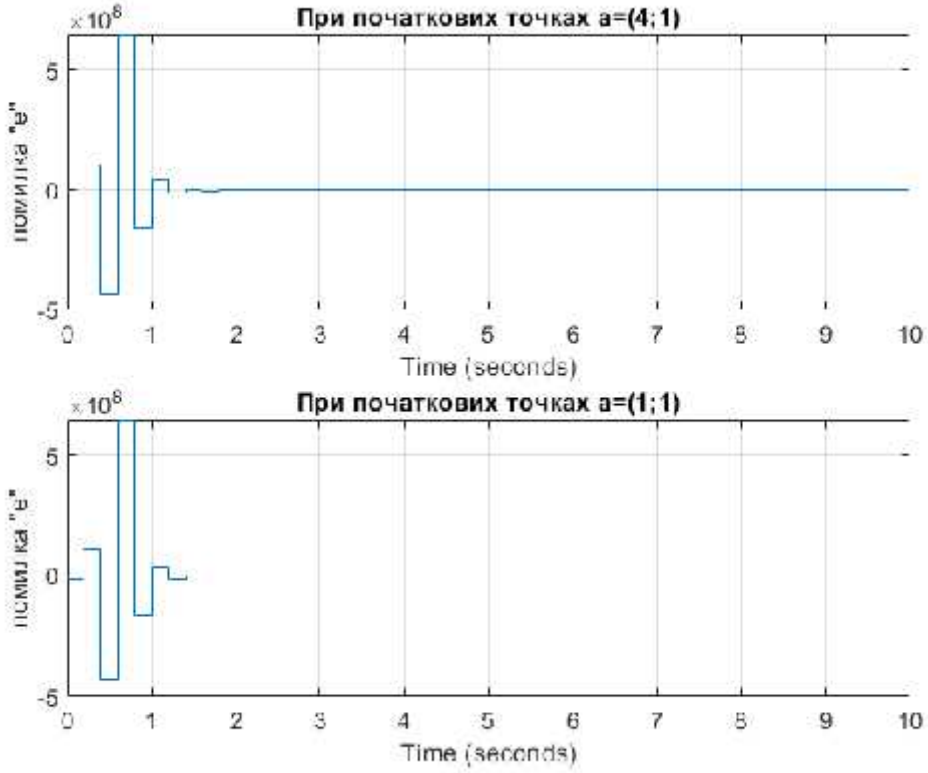

Рис. 3.7. Результат впливу величини початкових значень параметрів на критерій оптимальності при незмінному вхідному сигналі $U = 2$

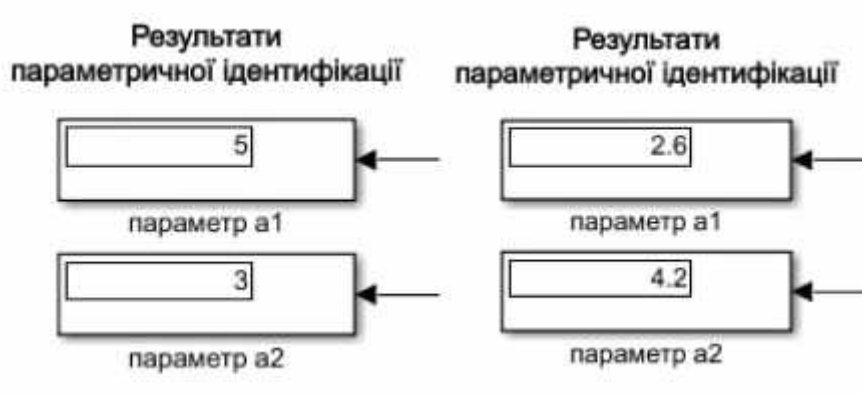

Рис. 3.8. Результат впливу зміни величини початкових значень параметрів, $a^0 = (4,1)$ та $a^0 = (1,1)$ відповідно, на ідентифіковані параметри моделі при незмінному вхідному сигналі $U = 2$

З рис. 3.8., можемо зазначити, що при різних впливах величин початкових значень параметрів на реалізовану в Simulink схему, критерій оптимальності набув мінімального значення, близького до нуля. З рис. 3.6., можемо зазначити, що ідентифіковані параметри моделі є чутливими до зміни величин початкових значень параметрів на схему. Тому варто обирати початкові значення параметрів моделі за апріорними відомостями про об’єкт.

У зв’язку з великою чутливістю схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта на зміну вхідних сигналів та величин початкових значень параметрів була розроблена альтернативна схема системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта. Завданням альтернативної схеми було зменшити вплив зміни вхідних сигналів та величин початкових значень параметрів на ідентифіковані параметри.

Схема альтернативної системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта наведена на рис. 3.9.

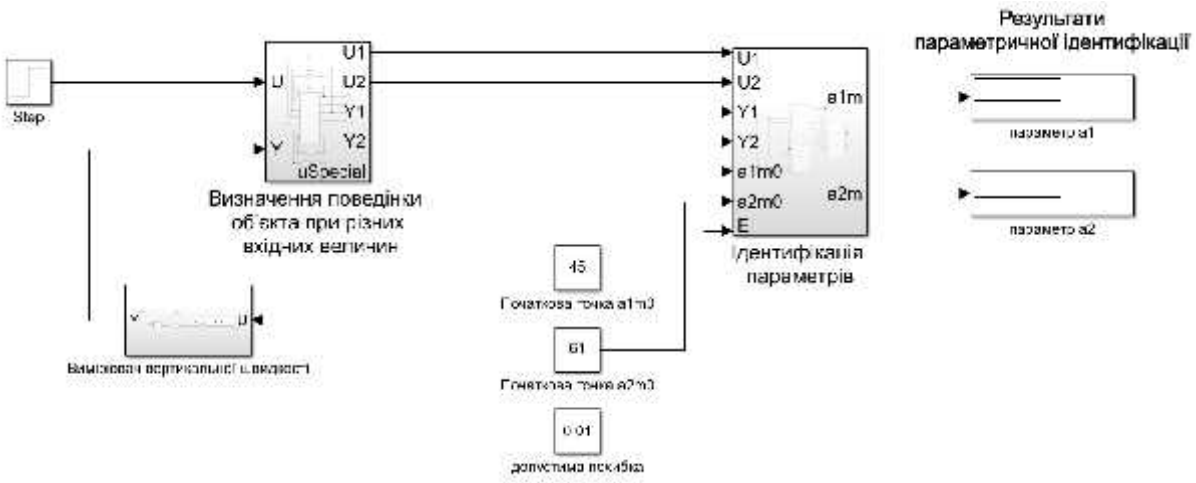

Рис. 3.9. Схема альтернативної системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта

Схема, зображена на рис. 3.9, має аналогічний зі схемою на рис. 3.1 вхідний сигнал ступінчастого сигналу, що згенерований блоком «Step», два блоки «Display» для відображення результатів (ідентифікованих параметрів моделі) та аналогічну підсистему реалізації моделі вимірювача вертикальної швидкості рис. 3.2. Принцип роботи цієї схеми включає в себе градієнтний алгоритм ідентифікації зазначений в пункті 2.4, але основа полягає у визначенні двох цільових функцій при різних вхідних сигналах. Для цього застосовується підсистема визначення поведінки об’єкта при різних вхідних величинах рис. 3.10.

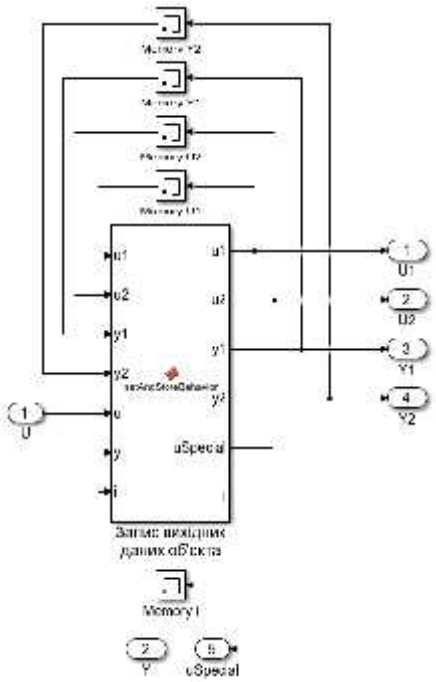

Рис. 3.10. Підсистема визначення поведінки об’єкта при різних вхідних величинах

Підсистема, зображена на рис. 3.10, приймає на вхід вхідний ступінчастий сигнал та вихідний сигнал з об’єкту. На виході система поітераційно записує величину вхідного ступінчастого сигналу і спеціального скорегованого вхідного сигналу та величину вихідного сигналу з об’єкта і величину вихідного сигналу з об’єкта на основі спеціального скорегованого вхідного сигналу. Також власне система на виході подає спеціальний скорегований сигнал «uSpecial», який надходить до об’єкта.

Matlab функція «setAndStoreBehavior» даної підсистеми застосовується для запису вхідних та визначених вихідних значень у блоки пам’яті, для подальшого його використання в ідентифікації. Код matlab функції надано у додатку 3. Блок «Memory i» виконує підрахунок кількості ітерацій для запису кожного значення сигналу поітераційно. Записані в блоки пам’яті значення вхідних та вихідних сигналів далі подаються до підсистеми ідентифікації параметрів рис. 3.11.

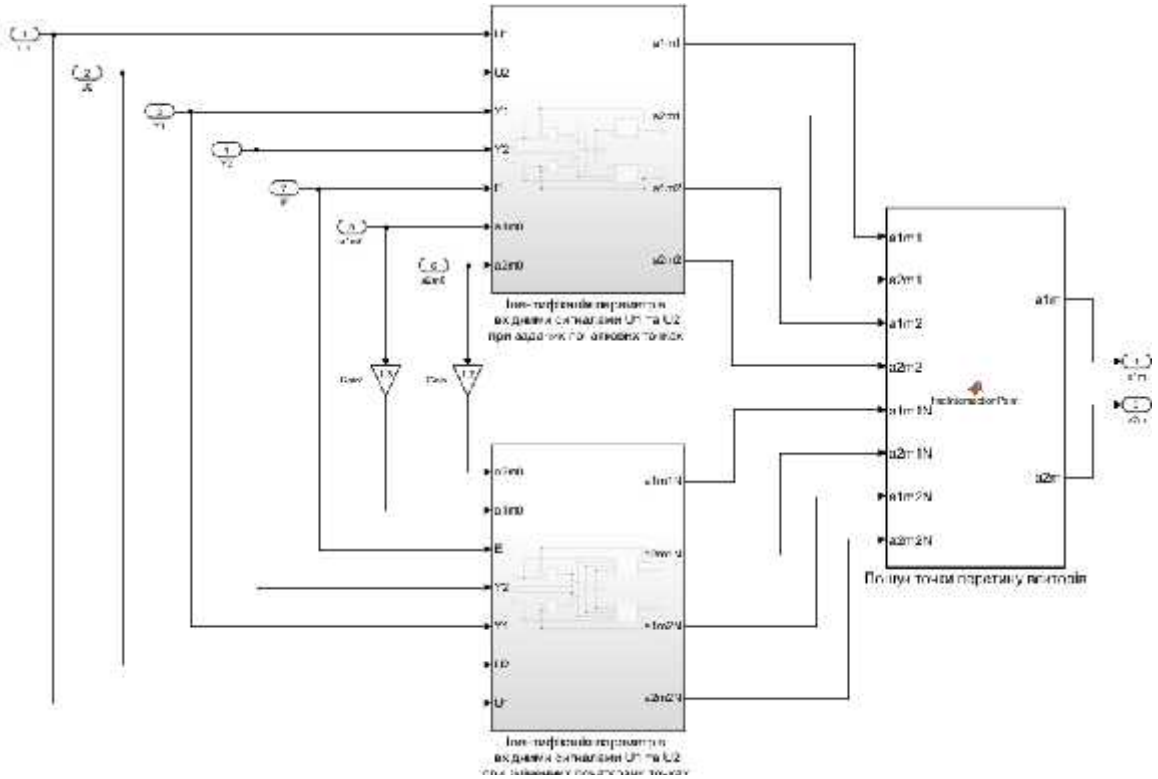

Рис. 3.11. Підсистема ідентифікації проміжних параметрів

Схема, зображена на рис.3.11 приймає на вхід задані значення початкових параметрів, задану точність, вхідний ступінчастий та корегований сигнал, вихідні сигнали об’єкта відповідно до вхідних. На виході системи надаються ідентифіковані параметри моделі (результат). На цій схемі зображено дві підсистеми (підсистеми є ідентичні, тому на рис. 3.12. вказана одна з них), що ідентифікують систему за принципом схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта рис. 3.1.

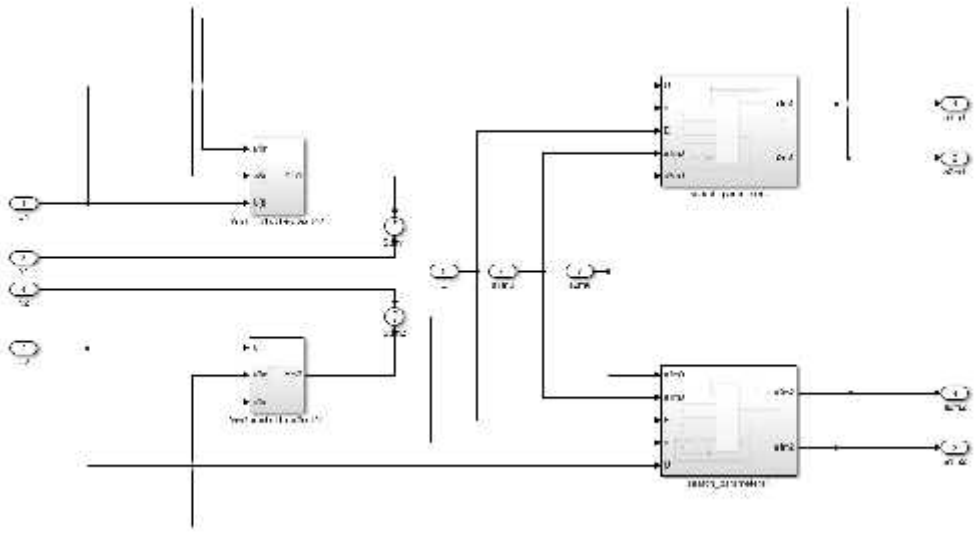

Рис.3.12. Підсистема ідентифікації параметрів для двох вхідних сигналів

Відмінність полягає тільки в тому, що кожна підсистема шукає параметри для двох вхідних сигналів, а отже для двох цільових функцій. Різниця між ними полягає тільки у значеннях вхідних сигналів. Ідентифіковані проміжні параметри лежать на множині екстремумів двох цільових функцій. Схематично, графічний вигляд наданий на рис. 3.13. та рис. 3.14.

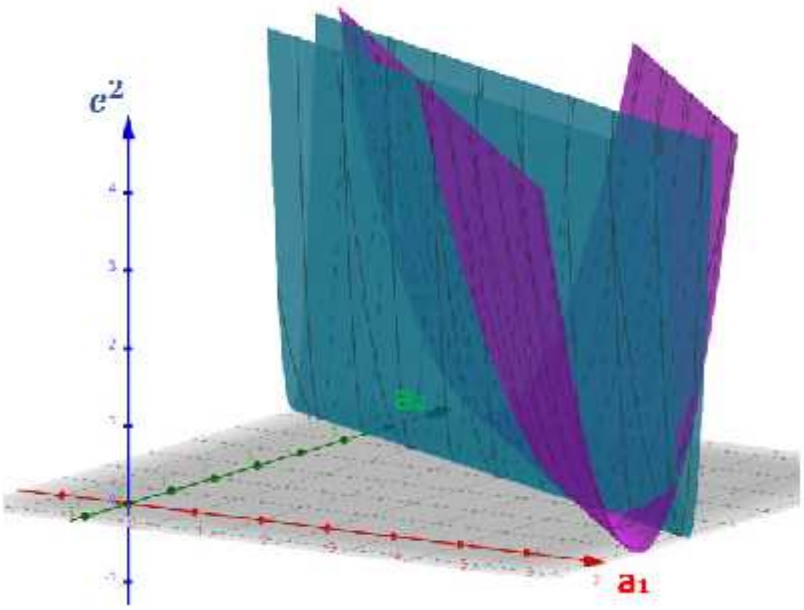

Рис. 3.13. Графічне представлення двох цільових функцій

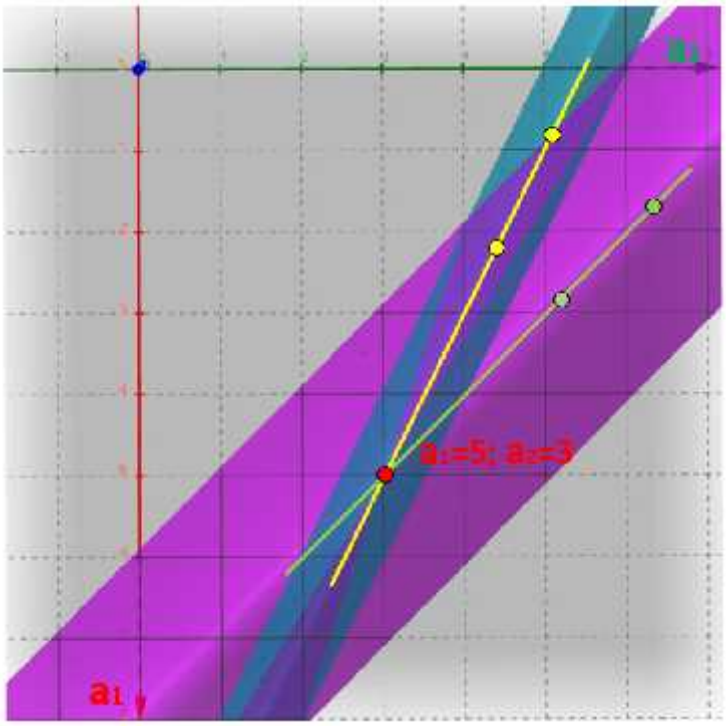

Рис. 3.14. Схематично-графічний вигляд перетину множини екстремумів двох цільових функцій

З зображення рис. 3.14 можемо побачити, що на перетині двох прямих, через розрахованих попередньо двох точок параметрів моделі для кожної цільової функції, за принципом схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта рис. 3.1. знаходиться точка, що містить шукані параметри досліджуваного об’єкта.

Задачу пошуку даної точки, на основі отриманих попередньо проміжних ідентифікованих параметрів, виконує matlab функція «findIntersectionPoint». Пошук точки перетину, а саме параметрів моделі, виконується за допомогою визначення точки перетину двох векторів, заданих координатами початку і кінця. Реалізація програмного коду наведена у додатку 4.

Отже, після реалізації даної альтернативної системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта було отримано наступні результати досліджень.

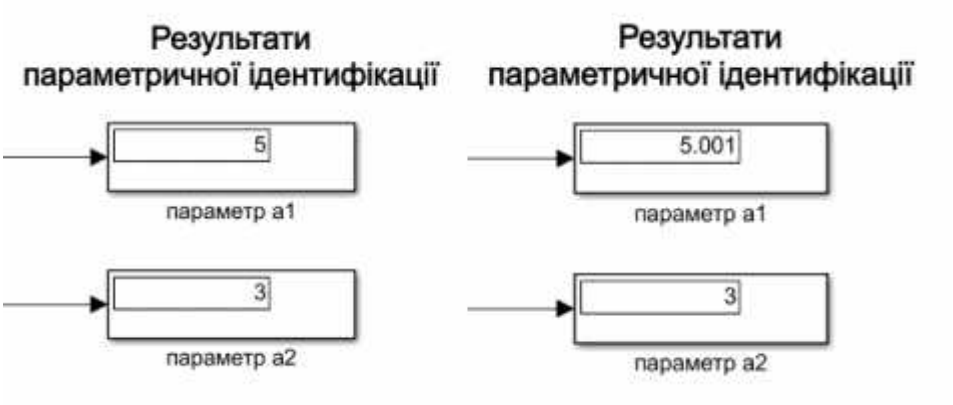

Рис. 3.15. Результати впливу зміни величини сигналу управління, $U = 2$ та $U = 4$ відповідно, на ідентифіковані параметри моделі при незмінних початкових значеннях параметрів $a^0 = (4,1)$

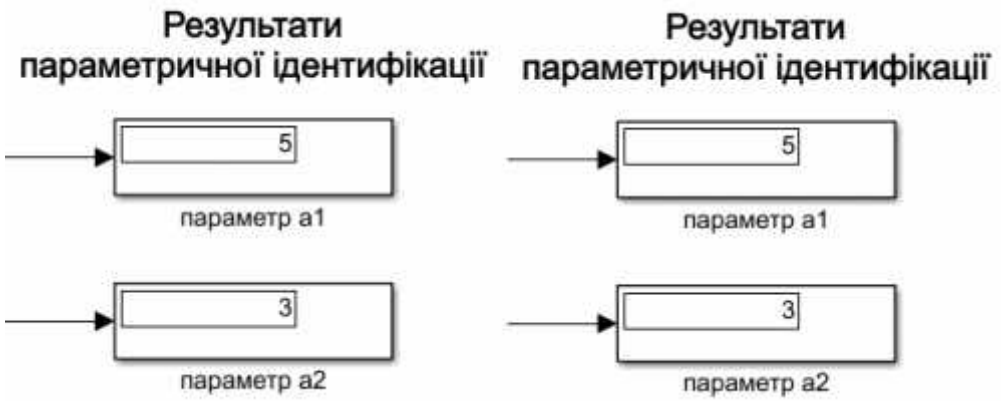

Рис. 3.16. Результат впливу зміни величини початкових значень параметрів, $a^0 = (4,1)$ та $a^0 = (1,1)$ відповідно, на ідентифіковані параметри моделі при незмінному вхідному сигналі $U = 2$

З рис. 3.15. та рис. 3.16., можемо зазначити, що як при зміні вхідного сигналу, так як і при зміні початкових значень параметрів – результати параметричної ідентифікації є ідентичними (з врахуванням заданої точності). Тому, можна зазначити, що дана альтернативна схема системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта рис. 3.9. є значно стійкіша до зміни вхідних сигналів та початкових значень параметрів.

Висновки

Отже, в розділі 3, у інтерактивному інструменті Simulink було побудовано дві схеми, а саме схема системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта рис. 3.1. та його альтернативний варіант рис. 3.9. За допомогою даних схем, було знайдено параметри квадратичної моделі статичного об’єкта проведенням адаптивної ідентифікації за критерієм близькості виходу об’єкта та моделі. Виконана математична постановка задачі та описано об’єкт дослідження. Реалізовано градієнтний алгоритм оптимізації для задач ідентифікації у Simulink. За допомогою альтернативної схеми було вирішено проблеми з великою чутливістю результуючих ідентифікаційних параметрів на вплив зміни величини сигналу управління та зміни величини початкових значень параметрів. Також було проведено дослідження даних впливів на критерій оптимальності схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта рис. 3.1. Визначено, на основі отриманих результатів дослідження схему, що є стійкішою до зміни вхідних впливів сигналів та початкових значень параметрів.

ВИСНОВКИ

Можемо зробити висновок, що у даній кваліфікаційній роботі була розглянута задача ідентифікації як одна з базових задач моделювання та її основні поняття, типи, основні задачі та способи проведення ідентифікації. Наведено прикладні-експериментальні методи параметричної ідентифікації. Розкрита задача адаптивної ідентифікації статичного об’єкта її етапи, переваги та недоліки. Сформульовано задачу оптимізації, процедури оптимізації критерію оптимальності та розглянуто класи задач оптимізації.

Наведено та реалізовано градієнтний алгоритм ідентифікації для якого розглянуто та застосовано градієнтний метод оптимізації дробленням кроку. Висвітлено варіанти реалізації градієнтного методу та визначено критерій оптимальності для вирішення задачі ідентифікації. Надано опис об’єкта дослідження – вимірювача вертикальної швидкості. Наведена постановка задачі та спосіб її реалізації.

Було знайдено параметри квадратичної моделі статичного об’єкта проведенням адаптивної ідентифікації за критерієм близькості виходу об’єкта та моделі. Для цього було побудовано дві схеми системи адаптивної ідентифікації статичного об’єкта в інтерактивному інструменті Simulink, одна з яких, на основі проведених досліджень та порівнянь, показала кращі результати щодо стійкості до впливів зміни вхідних сигналів та початкових значень параметрів. Дана альтернативна розроблена схема адаптивної ідентифікації за критерієм близькості виходу об’єкта та моделі рис. 3.9. була досліджена з використанням реального об’єкта – вимірювача вертикальної швидкості. На основі отриманих результатів дослідження, можна зазначити, що схема успішно адаптується до змін у вхідних сигналах та параметрах системи, що дозволяє використовувати її в реальних практичних задачах ідентифікації. Також схема є адаптивною до будь-яких статичних реальних об’єктів за умови врахування відповідної структури моделі об’єкта. Так, на прикладі, вимірювача вертикальної швидкості, який був обраний у якості досліджуваного об’єкта, було проведено параметричну ідентифікацію,

результати якої були відповідними до заданої точності. Це підтверджує те, що дана система адаптивної ідентифікації статичного об’єкта може мати велике практичне значення, оскільки за результатами дослідження, може бути використана в різних галузях, включаючи авіаційну, автомобільну, робототехніку та інші області, де потрібно точне та швидке слідкування за станом об’єктів на основі вимірювань.

Також, проведена робота, може бути й надалі досліджена. Наприклад, модифікувавши дану систему до можливості адаптації до зовнішні збурень та до змін у поведінці об’єкта. Разом з тим, можна удосконалити систему на можливість структурної ідентифікації. Надати можливість працювати з динамічними системами. Виконати підбір більш швидкодіючих методів.

Отже, дана робота є важливим внеском в розвиток наукової думки у сфері ідентифікації систем. При цьому, вона має значний потенціал для подальшого розширення та оптимізації. Це може відкрити широкі можливості для покращення продуктивності, ефективності та безпеки в цих областях.

СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Дубовой В.М. Ідентифікація та моделювання технологічних об’єктів і систем керування : навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2012. – 308 с. URL: https://press.vntu.edu.ua/index.php/vntu/catalog/download/197/357/389-1?inline=1

2. Математичні методи ідентифікації динамічних систем : навчальний посібник / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін, О. Б. Мокін. – Вінниця : ВНТУ, 2010. – 260 с. URL: http://www.mokin.com.ua/files/articles/59/34/Mokin_MMIDS_2010.pdf

3. Левчук І.Л., Манко Г.І., Тришкін В.Я., Корсун В.І. Теорія і практика ідентифікації об’єктів управління : Монографія. Дніпро: ДВНЗ УДХТУ, 2019. – 203 с. URL: http://citm.ho.ua/Txt/Mono.pdf

4. Коваль А.В. Ідентифікація та моделювання технологічних об’єктів: навч. посібник. Житомир: ЖДТУ, 2018 – 133 с. URL: https://learn.ztu.edu.ua/pluginfile.php/50180/mod_resource/content/1/%D0%86%D1%82%D0%B0%D0%9C%D0%A2%D0%9E_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87_%D0%BF%D0%BE%D1%81.pdf

5. Сеньківський В.М., Козак Р.О. Критерії оптимальності процедури параметричного синтезу проектних рішень / Автоматизація поліграфічного виробництва: наукові записки * 2010 / 2 (18). URL: http://nz.uad.lviv.ua/static/media/2-18/10.pdf

5. Теслюк В.М. Градієнтні методи розв’язання оптимізаційних задач: Ч.3. Конспект лекцій з курсу «Методи синтезу та оптимізації» для студентів базового напрямку «Комп’ютерні науки». – Львів: Самвидав кафедри САП Національного університету «Львівська політехніка», реєстр. номер №4947 від 27.05.2013. – 67 с.: https://www.researchgate.net/profile/Vasyl-Teslyuk/publication/328967632_GRADIENTNI_METODI_ROZV%27AZANNA_ZADAC_BEZUMOVNOI_OPTIMIZACII/links/5bedaf4592851c6b27c24419/GRADIENTNI-METODI-ROZVAZANNA-ZADAC-BEZUMOVNOI-OPTIMIZACII.pdf

6. Мовчан А.П. Навчальний посібник: Методи статичної оптимізації. Навч. посіб. / Мовчан А.П., Степанець О.В. – К.: НТУУ «КПІ», 2012. – 138 с. UL: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/23153/1/Metody_statychnoi_optymizatsii.pdf

ДОДАТОК 1


МЕТОДИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ
За степенем ідеалізації
Лінійні
Нелінійні
За видами параметрів
Детерміноеані
Стохастичні
Стаціонарні
Нестаціонарні
За топологією
Зосереджені
Розполілені
За кількістю змінних
Одноеимірні
Багатоеимірні
За призначенням
Структурна
Параметрична
Непараметрична
За характером експерименту
Актиені
Пасиені
За способом опису характеристик
Часоеі
Дисперсійні
Кореляційні
Спектральні
За видом сигналів
Неперерені
Дискретні
За видом тестових сигналів
Гармонічні
Періодичні
Стрибкоподібні
Імпульсні
Випадкоеі

```
function [a1m,a2m,step0,e] =
parameterIdent(a1mk,a2mk,u,a1m0,a2m0,E,e,step0,ePrevious)
%u - вхідний сигнал
%E - похибка
%e - різниця вихідних сигналів Ym(t)-Y(t)
%ePrevious - різниця вих сигналів при попередніх параметрах
%a1m0, a2m0 - початкові значення параметрів
%a1mk, a2mk - розрахункові проміжні значення параметрів
%step0 - величина початкового, а потім поточного кроку

%при першій ітерації, проміжні параметри набувають
початкових значень
%(виконується один раз, на початку виконання симуляції)
if(a1mk == 99999 && a2mk == 99999)
    a1mk = a1m0;
    a2mk = a2m0;
end
 %--------------Виконання основного алгоритму--------------
 %ПЕРЕХІД ДО НАСТУПНИХ ЗНАЧЕНЬ ПАРАМЕТРІВ
if(e^2 > ePrevious^2)
    %якщо поточна різниця більша за попередню, дробимо крок
    step0=step0/2;
    a1m=a1mk-step0*2*e*u;
    a2m=a2mk-step0*2*e*u^2;
else
    %якщо поточна різниця менша за попередню, обраховуємо
    %частинні похідні
    dIda1m=2*e*u;
    dIda2m=2*e*u^2;

    %ПЕРЕВІРКА УМОВИ ДОСЯГНЕННЯ ЗАДАННОЇ ТОЧНОСТІ
    if (abs(dIda1m) > E || abs(dIda2m) > E)
        %якщо часткові похідні > E(точність),
        %обраховуємо наступні значення параметрів
        a1m=a1mk-step0*2*e*u;
        a2m=a2mk-step0*2*e*u^2;
    else
        %якщо часткові похідні < E(точність), залишається
результат
        a1m=a1mk;
        a2m=a2mk;
    end
end
```

```
function [u1,u2,y1,y2,uSpecial,i] =
setAndStoreBehavior(u1,u2,y1,y2,u,y,i)
uSpecial = u;

%на першій ітерації
%подається вхідний сигнал
if(i==1)
    uSpecial = u;
    u1=u;   %запис вхідного сигналу
    y1=y;   %запис вихідного сигналу

%на другій ітерації
%подається коректований вхідний сигнал
elseif(i==2)
    uSpecial = u/2; %коректується вхідний сигнал
    u2=uSpecial;    %запис вхідного сигналу
    y2=y;           %запис вихідного сигналу
end

%наступна ітерація
i=i+1;
```

```
function [a1m,a2m] =
findIntersectionPoint(a1m1,a2m1,a1m2,a2m2,a1m1N,a2m1N,a1m2N
,a2m2N)
%визначаємо допоміжний параметр t1
t1 = det([(a1m2-a1m1) -(a1m2-a1m2N);(a2m2-a2m1) -(a2m2-
a2m2N)])/det([(a1m1N-a1m1) -(a1m2-a1m2N);(a2m1N-a2m1) -
(a2m2-a2m2N)]);

%визначаємо точку перетину (a1m, a2m)
a1m=a1m1+t1*(a1m1N-a1m1);
a2m=a2m1+t1*(a2m1N-a2m1);
```