Полтавський національний технічний університет імені Юрія Кондратюка
Міністерство освіти і науки України

Національний авіаційний університет
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

Боряк Богдан Радиславович

УДК 004.67:519.218.82]:681.5(043.5)

ДИСЕРТАЦІЯ

Ноніусний адаптивний фільтр-предиктор – компенсатор запізнення в системах керування технологічними процесами

05.13.03 – Системи і процеси керування

15 – Автоматизація та приладобудування

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук
Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Боряк Б.Р.

Науковий керівник Сільвестров Антон Миколайович, доктор технічних наук, професор

Київ – 2019

АНОТАЦІЯ

Боряк Б.Р. Ноніусний адаптивний фільтр-предиктор – компенсатор запізнення в системах керування технологічними процесами. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.03 – «Системи і процеси керування». Підготовлена в Полтавському національному технічному університеті імені Юрія Кондратюка, подана до захисту в Національний авіаційний університет, Київ, 2019.

Дисертація спрямована на вирішення актуальної науково-практичної задачі підвищення ефективності роботи систем автоматичного керування (САК) об'єктами із запізненням, сигнали яких спотворені нестаціонарними стохастичними шумами. Вирішення даної задачі здійснено шляхом розробки моделі та методів адаптивної фільтрації та прогнозування змінних стану об'єктів із запізненням в умовах невизначеності та неповноти апріорної інформації про об'єкт, сигнали і шуми.

Основна частина дисертації складається зі вступу, чотирьох розділів, розбитих на підрозділи, висновків, списку використаної літератури зі списком опублікованих праць здобувача за темою дисертації і наукових конференцій, на яких були представлені отримані результати, додатками з реалізацією розроблених методів у вигляді програм на мові програмування Matlab, моделями в середовищі моделювання Simulink, актами впровадження результатів дисертації.

Розділ 1 дисертаційної роботи присвячено огляду наукових праць, які описують роботу систем та задач, вирішення яких дозволяє покращити ефективність функціонування САК. Здійснено опис і дослідження особливостей керування об'єктами із запізненням. Проаналізовано методи компенсації запізнення в системах керування, визначено їхні переваги і недоліки.

Шляхом декомпозиції єдиної системи керування на різні рівні ієрархії було встановлено, що як оптимальність керуючого впливу, так і якість роботи системи ідентифікації, у першу чергу, залежать від якості оцінювання сигналу. Оцінювання сигналів здійснюється підсистемою нижнього рівня ієрархії на основі даних з вимірювальних пристроїв. Якщо елементам системи керування властиве запізнення

або вони піддаються спотворенням, оцінка сигналу має здійснюватися з використанням процесів фільтрації та прогнозування.

Проведений аналіз алгоритмів обробки сигналів вимірювальних пристроїв дозволив визначити ряд обмежень на їхнє використання. Більшість із них пов’язані з необхідністю наявності апріорної інформації, яка описує поведінку об’єкта керування, мінімальною необхідною кількістю даних для якісного визначення оцінки сигналу, наявністю інформації, яка описує характер зміни параметрів шумів, або низькою швидкодією, що спричинена великою кількістю обчислень. На основі проведеного аналізу в якості базового алгоритму фільтрації і прогнозування сигналів з метою його подальшого удосконалення обрано рекурентну процедуру експоненціального згладжування Р. Брауна.

У розділі 2 здійснено математичний опис неперервного експоненціального фільтра Р. Брауна та проведено аналіз модифікацій методу експоненціального згладжування. Це дозволило встановити залежність між похибкою фільтрації та характером зміни корисного сигналу. Використовуючи отриману залежність, розроблено ноніусний принцип нарощування структури фільтра з астатизмом бажаного порядку. Це дало можливість позбавитись від похибки слідування фільтра.

За допомогою комп’ютерного моделювання досліджено можливості проведення оцінювання якості процесу фільтрації та прогнозування в умовах відсутності апріорної інформації про характер зміни сигналу, що відслідковується, та інформації про шуми. На основі цих досліджень розроблено методи, які дозволяють визначити ефективність оцінювання процесу фільтрації та прогнозування.

За результатами моделювання розроблено метод адаптації коефіцієнта згладжування з використанням методу найменших квадратів (МНК) для апроксимації на інтервалі оцінювання поточних значень відфільтрованого сигналу. Розроблений метод передбачає виконання кількох кроків. На початку роботи алгоритму здійснюється фільтрація і прогнозування сигналу малоінерційним фільтром, що функціонує з використанням ноніусного принципу нарощування структури фільтрації. Протягом визначеної кількості вимірів відбувається накопичення значень відфільтрованого сигналу. На основі накопиченої інформації здійснюється

визначення по МНК полінома, що описує опорний еталонний сигнал у визначеній області. Наступним кроком є визначення середньоквадратичної похибки (СКП) між відфільтрованим значенням і опорним сигналом. Якщо дане значення більше за допустиме – відбувається збільшення інерційності фільтра. Даний процес триває до моменту, коли значення СКП не стане меншим за допустиме. Далі процес оцінювання якості фільтрації здійснюється протягом усього часу роботи фільтра. Даний розроблений метод дозволив здійснювати адаптацію коефіцієнта згладжування за умови нестачі або відсутності апріорної інформації про зміну параметрів шумів та корисного сигналу, що відслідковується. Метод забезпечує високу швидкодію і необхідну якість фільтрації за умов зростання амплітуди шумів.

Вперше розроблено диференційний метод адаптації коефіцієнта згладжування для модифікованої моделі фільтрації на основі фільтра Брауна, який передбачає використання двох або трьох ноніусних фільтрів з різними значеннями коефіцієнта згладжування. Даний метод дозволив здійснювати оцінювання якості фільтрації без визначення еталонного сигналу на досліджуваній часовій області. Адаптація коефіцієнта згладжування здійснюється на основі різниці похибок прогнозу двох або трьох контурів фільтрації, які функціонують із різними значеннями коефіцієнтів згладжування. Триконтурний метод адаптації дозволяє отримувати відфільтровані і прогнозовані значення сигналів без перехідного процесу, що має місце при адаптації коефіцієнта згладжування. Саме за рахунок використання трьох контурів даний метод дозволяє здійснювати оцінювання якості фільтрації більш ефективно, ніж двоконтурний. Однак застосування триконтурного метода адаптації потребує більше часу в порівнянні з двоконтурним фільтром та фільтром із МНК адаптацією коефіцієнта згладжування.

Розділ 3 присвячено детальному аналізу роботи запропонованих у другому розділі моделі фільтрації та методів адаптації коефіцієнту згладжування шляхом збору статистичних даних, що визначають середньоквадратичні похибки фільтрації та прогнозу залежно від зміни форми сигналу та параметрів фільтрації. За рахунок реалізації моделі фільтрації і методів адаптації у вигляді програм та моделей на мові програмування Matlab і середовищі Simulink стало можливим проведення ряду

комп’ютерних експериментів з метою визначення ефективності застосування розроблених моделей і методів для різних умов роботи. Досліджено вплив зміни форми корисного сигналу на якість фільтрації та шляхи мінімізації втрати корисної інформації. Шляхом проведення більше тридцяти шістьох тисяч комп’ютерних експериментів, кожен з яких передбачав обробку даних тестових сигналів загальною кількістю в дві тисячі значень, визначено вплив зміни параметрів фільтра-предиктора (кількість кроків, на які здійснюється прогнозування; кількість кроків, що використовуються для оцінювання якості фільтрації) на середньоквадратичні похибки фільтрації і прогнозування. Це дозволило визначити діапазони значень параметрів фільтрації, які забезпечують найменші значення похибок.

Проведено порівняльний аналіз розроблених фільтрів-предикторів. Визначено, що запропоновані методи забезпечують високу якість фільтрації та прогнозування сигналів у відповідних умовах роботи. Найбільш якісний результат прогнозування та фільтрації залежно від швидкодії та універсальності дозволяє отримати двоконтурний адаптивний фільтр-предиктор, який було обрано для подальших дослідів з інтеграції його у САК.

Виконано порівняльний аналіз адаптивного експоненціального фільтру з існуючими аналогами. Для цього використовувались найбільш поширені сучасні методи адаптивної фільтрації, що використовують метод найменших квадратів. Реалізацію аналізу проведено у середовищі Matlab із використанням набору інструментів DSP System Toolbox. Порівняльний аналіз охоплює три модифікації адаптивного МНК фільтру та запропонованого нами двоконтурного фільтра. Результати аналізу показали, що середнє для різних умов значення середньоквадратичної похибки фільтрації розробленого фільтра зменшилось від 1.6 до 2.2 разів залежно від модифікації фільтра.

У розділі 4 проведено дослідження інтеграції алгоритму фільтрації і прогнозування в САК об’єктом із запізненням. Проведено моделювання роботи системи керування, у якому розроблений фільтр-предиктор застосовувався для фільтрації сигналів об’єкта керування. Створено модель комбінованого керування, яка передбачає використання відфільтрованого і прогнозованого сигналів.

Розроблена модель порівнювалась із системою, яка функціонує без адаптивного фільтра-предиктора, та з системою з фільтром, який виконує функцію визначення корисної складової вхідного спотвореного шумом сигналу. Оцінювання похибок системи відбувалось після проходження перехідного процесу налаштування фільтрів. Отримано значення похибок системи з комбінованим керуванням, що передбачає використання як відфільтрованих, так і прогнозованих значень сигналу керування, системи, яка використовує розроблений алгоритм лише для фільтрації, і системи без фільтра. У системі із комбінованим керуванням (з фільтром) похибка вихідної координати об'єкта із запізненням залежно від характеру вхідного керуючого сигналу та рівня шумів зменшились від 40 % до 70 % у порівнянні з іншими моделями САК.

Проведено аналіз технологічних процесів нанесення ізоляції на струмоведучу жилу високовольтного кабелю та виробництва кварцових трубок. Визначено, що елементам даних технологічних процесів властиво транспортне запізнення, а також дані, отримані з вимірювальних елементів, можуть бути спотворені шумами. Досліджено можливість інтеграції розроблених фільтрів-предикторів у канали вимірювання для компенсації запізнення за рахунок отримання прогнозованих значень відфільтрованих сигналів. Розглянуто можливість інтеграції адаптивного фільтра-предиктора в технології виробництва кабелю на надвисокі напруги та в технології виробництва кварцових трубок. За результатами моделювання похибка вимірювання вихідної прогнозованої координати зменшилась з 5–10 % до 2–3 %.

Здійснено інтеграцію адаптивного фільтра-предиктора в системи детермінації навколишнього середовища промислових роботів. Проведено натурні експерименти, ціль яких — визначити час руху серводвигуна залежно від даних, які надходили з ультразвукового далекоміру (УЗД) з використанням алгоритму фільтрації та без нього. У ході експериментів модель промислового робота (ПР) керувалась наступною логікою: якщо відстань до перешкоди лежала у визначених межах – рухома ланка ПР здійснювала переміщення. Такий алгоритм моделював роботу ПР по обробці поверхні об'єкта. Експерименти проводились з урахуванням особливостей застосування ПР, серед яких різні положення УЗД по відношенню до об'єктів

навколишнього середовища, шорсткість поверхні об’єктів, зміна положень об’єктів у просторі протягом виконання алгоритму ТП промисловим роботом.

За результатами експерименту, час повороту серводвигуна рухомої ланки ПР зменшився на величину від 13 % до 33 %, при цьому похибка відслідковування відстані до поверхні зменшилась на 21 %, що дозволило покращити маневреність ПР.

Впровадження розроблених модифікацій адаптивного ноніусного фільтра-предиктора дозволяє суттєво покращити якість роботи САК об’єктами із запізненням в умовах апріорної невизначеності та поточної нестаціонарності стохастичних характеристик вимірюваних сигналів і шумів.

Ключові слова: фільтрація, прогнозування, адаптація, експоненціальне згладжування, запізнення, нестаціонарний шум.

Список публікацій здобувача:

Статті у наукових фахових виданнях

1. Boriak B. R. Filtering and forecasting signals algorithm based on exponential brown’s filter / B. R. Boriak, A. M. Silvestrov // Control, Navigation and Communication Systems. Academic Journal. – Poltava: PNTU, 2017. – VOL. 4 (44). – PP. 150–152.

2. Boriak B. R. Method of brown’s exponential filter adaptation by using the method of least squares / B. R. Boriak, A. M. Silvestrov, V. V. Lutsio. // Electronics and Control Systems. – 2017. – №54. – С. 27–32.

3. Боряк Б. Р. Аналіз ефективності застосування адаптивного двоконтурного фільтра-екстраполятора залежно від форми сигналу / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Системи управління, навігації та зв’язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2017. – Т. 6 (46). – С. 255–259.

4. Боряк Б. Р. Триконтурний адаптивний експоненціальний фільтр-ектраполятор / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Системи управління, навігації та зв’язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2017. – Т. 5 (45). – С. 6–8.

5. Островерхов М. Я. Компенсація запізнення в контурі керування процесом нанесення ізоляції на струмопровідну жилу кабелю / М. Я. Островерхов,

А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк. // Вісник національного технічного університету «ХПІ». Серія: механіко-технологічні системи та комплекси. – 2017. – №33. – С. 61–67.

6. Boriak B. R. Relationships between filter-extrapolator parameters and quality of filtration and forecast / B. R. Boriak. // Control, Navigation and Communication Systems. Academic Journal. – Poltava: PNTU, 2018. – VOL. 4 (50). – PP. 27–32.

7. Боряк Б. Р. Порівняльний аналіз якості фільтрації і прогнозування двоконтурного і триконтурного адаптивних експоненціальних фільтрів / Б. Р. Боряк // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2019. – Т. 1 (53). – С. 45–49.

Опубліковані праці апробаційного характеру

8. Сільвестров А. М. Аналіз методу синтезу регулятора для об'єктів із запізнюванням Р. Бесса / А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Матеріали всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2015. – С. 62–65.

9. Сільвестров А. М. Згладжування та прогнозування сигналів за допомогою ноніусного включення експоненціальних фільтрів моделі Брауна / А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Матеріали всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2015. – С. 65–68.

10. Боряк Б. Р. Метод адаптації ноніусного експоненціального фільтра / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров, В. В. Луцьо // Тези доповідей VI Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2016р. – С. 54.

11. Боряк Б. Р. Алгоритм знаходження оптимального коефіцієнта згладжування за умови невизначеності корисного сигналу / Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Тези 68 наукової конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету – Полтава, 2016р. – Том 1, С. 9–11.

12. Боряк Б. Р. Дослідження алгоритму згладжування і налаштування адаптивного фільтра Брауна при зміні амплітуди шумів / Б. Р. Боряк // Тези 69 наукової конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету – Полтава, 2017р. – Том 1, С. 4–6.

13. Боряк Б. Р. Аналіз методів знаходження коефіцієнту згладжування експоненціального фільтруючого пристрою / Б. Р. Боряк // Тези доповідей VIII Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2017р. – С. 173–174.

14. Боряк Б. Р. Адаптація параметрів фільтрації сигналу, що лінійно змінюється в часі / Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Тези доповідей VIII Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2017р. – С. 179–180.

15. Боряк Б. Р. Prediction of aircraft trajectory under heteroscedastic disturbances / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров, В. В. Луцьо // Збірник тез доповідей XXIV Міжнародної конференції з автоматичного управління «Автоматика – 2017» – Київ, 2017р. – С. 48–49.

16. Боряк Б. Р. Особливості фільтрації та прогнозування сигналів квадратичної форми модифікованим експоненціальним фільтром / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Збірник наукових праць за матеріалами III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2017. – С. 22–24.

17. Боряк Б. Р. Вплив зміни параметрів адаптивного двоконтурного фільтра-екстраполятора на якість фільтрації / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Тези доповідей X Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2018р. – С. 88–89.

18. Боряк Б. Р. Дослідження впливу зміни параметрів адаптивного фільтра-екстраполятора на якість фільтрації та прогнозування / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Матеріали XXV Міжнародної конференції з автоматичного управління «Автоматика – 2018» – Львів, 2018р. – С. 98–99.

19. Боряк Б. Р. Інтеграція адаптивного фільтра-предиктора в системі детермінації навколишнього середовища промислових роботів / Б. Р. Боряк // Збірник наукових праць за матеріалами IV Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2018. – С. 15–17.

ABSTRACT

Boriak B.R. Nonius adaptive filter-predictor - control systems technological process delay compensator. – Qualification scientific work on the rights of the manuscript.

Thesis for the degree of Candidate of Technical Sciences (Ph.D.) in specialty 05.13.03 – «Systems and Control» – National Aviation University, Kyiv, 2019. Prepared in Poltava National Technical Yuri Kondratyuk University.

The dissertation is aimed at solving the actual scientific and practical problem of increasing the efficiency of automatic control systems (ACS) with time delays which signals are distorted by non-stationary stochastic noises. The solution of this problem was accomplished by developing the filtering and prediction algorithm of ACS with time delays state-space variables and methods of filtering and prediction algorithm adaptation in the conditions of uncertainty and incompleteness of a priori information about the object, signals and noises.

The main part of the dissertation consists of the introduction, four sections, divided into subdivisions, conclusions, list of used literature with a list of applicants published works on the topic of the dissertation and scientific conferences, which presented the obtained results, applications with the implementation of developed methods in computer programs in the Matlab programming language, models in Simulink simulation environment, acts of dissertation results implementation.

Chapter 1 of the dissertation is devoted to the review of scientific works describing the work of systems and tasks, the solution of which allows to improve the ACS efficiency. The description and research ACS with time delays features is carried out. The existing methods of time delays compensation in control systems are analyzed. The advantages and disadvantages of existing methods are determined and described.

It was established that both the optimality of control influence and the quality of the identification system work primarily depend on the quality of the signal evaluation by decomposition of the unified control system at different levels of the hierarchy. The evaluation of the signals is carried out by the subsystem of the lower level of the hierarchy based on the data from the measuring devices. If control system elements are delayed or distorted, signal estimation should be executed by using filtration and forecasting processes.

An analysis of measuring devices signal processing algorithms was made. It gave an opportunity to determine restrictions on their use. Most of them are connected with the need for a priori information that describes the behavior of the control object, some minimum amount of data required to qualitatively evaluate the signal, the availability of information that describes the nature of the change in the noise parameters or the low speed that results from a large number of computations. Based on the analysis, the recursive procedure of exponential smoothing of R. Brown was chosen as the basic algorithm for filtration and prediction of signals.

In the 2nd chapter a mathematical description of R. Brown's exponential filter was carried out in the form of a transfer function and an analysis of modifications of the exponential smoothing method was carried out. This made it possible to establish the relationship between the error of the filter and the nature of the signal change. Using the obtained dependence, a nonius principle of increasing the structure of the filter with the astaticism of the desired order was developed. This made it possible to get rid of filter delays.

Using computer simulation, the possibilities of quality evaluation of the filtration and forecasting process in the absence of a priori information on the nature of the signal and noise change information are investigated. Based on the conducted researches, methods were developed that allowed to determine with high efficiency the effectiveness of the evaluation of the filtration and forecasting process.

Based on the conducted simulation, the method of smoothing factor adaptation using the least mean squares method (LMS) was developed for approximation on the interval of filtered signal values evaluation. The developed method includes several steps. At the beginning of the algorithm, the filtering and prediction of the signal by a low-inertial filter, which operates using the nonius principle of structural build-up, is carried out. During a certain number of measurements values of the filtered signal are being accumulated. As soon as the amount of accumulated information is equal to the set value, the definition of the polynomial with LMS method, describing the reference signal in the defined area, is carried out. The next step is to determine the mean square error (MSE) between the filtered value and the reference signal. If this value is more than permissible - there is an increase in the filter's inertia (reducing the smoothing factor). This process continues until the value of

the MSE becomes less than the permissible value. The process of evaluating the quality of the filtration is carried out throughout the filter worktime. This developed method allowed to adapt the smoothing factor in the absence of a priori information about changes in the parameters of the noise and the monitored useful signal. This method provides high performance during implementation and the required quality of filtration in the conditions of noise amplitude growth.

For the first time the smoothing factor differential method adaptation, which involves the use of two or three nonius filters with smoothing factor different values, is developed. This method allowed to evaluate the quality of the filtration without determining the reference signal on the investigated time domain. Adjustment of the smoothing factor is based on the forecast error difference of two and three filtration loops that function with different values of the smoothing factors. The three-loop method of adaptation allows to receive filtered and predicted values of signals without a transient process, which occurs when smoothing factor changes. Three-loop method makes it possible to evaluate the quality of the filtration more effectively than the two-loop. However, the use of a three-loop adaptation method requires more time compared to a two-loop filter and adaptive LMS-filter.

The 3rd chapter is devoted to the detailed analysis of the filtering and forecast model and the methods of the smoothing factor adaptation, proposed in the second chapter, by collecting statistics that determine the filtration and the forecast mean square errors depending on the change in the shape of the signal and the filtration parameters. Due to the filtering and forecast model and adaptation methods implementation as Matlab programs and Simulink models it became possible to conduct a series of computer experiments in order to determine the effectiveness of the developed model and methods application for different working conditions. The influence of the signal shape change on the quality of the filtration and the ways of the useful information loss minimization was investigated. By conducting more than thirty-six thousand experiments, each of which involves the processing of test signals, which measurement amount is equal to two thousand values, the relationships between filtering and forecast mean square errors and the filter-predictor parameters changes (the number of steps for which prediction is carried out and the number

of steps used to evaluate the quality of the filtration) is determined. This made it possible to determine the ranges of filtering parameters values, which provide the least values of errors.

The comparative analysis of developed filters-predictors was carried out. It has been found that the proposed methods provide high quality of the signals filtration and forecast in different conditions. The highest prediction and filtering quality compared to speed and versatility were provided by the two-loop adaptive filter-predictor. This method was chosen for further research on the integration of the filter in the ACS.

A comparative analysis of the adaptive exponential filter with existing analogues was carried out. For the comparative analysis, the most common modern methods of adaptive filtration based on the least square method were used. The analysis was carried out in the Matlab environment using the DSP System Toolbox toolkit. The comparative analysis covers three modifications of the adaptive LMS-filter and the proposed adaptive two-loop filter. The results of the analysis showed that for different conditions average filtration mean square error of the developed filter decreased from 1.6 to 2.2 times depending on the modification of the LMS-filter.

Chapter 4 is devoted to analysis of the filtration and forecasting algorithms integration in the automatic control system with time delays. A simulation of the control system operation was conducted. The filter-predictor was used for filtering the control signals in the first case. In the second case combined control model was developed that involves the use of filtered and predicted signals. The developed model was compared with a system that operates without an adaptive filter-predictor and a system that uses a filter that performs the function of determining the useful signal from input noise distorted signal. An evaluation of errors occurred after passing the filtering transition process. The error values of the system with combined control, which involves the use of both filtered and predicted values of the control signal, the system with filter, which involves the use only filtered signal values, and the system without a filter, is obtained. In the system with combined control (with a filter), the output coordinate error in ACS with time delays, depending on the nature of the input control signal and noise level, decreased from 40 % to 70 % comparing with two other cases.

The analysis of the technological processes of applying insulation to the current-carrying conductor of the high-voltage cable and the production of quartz tubes has been

carried out. It has been determined that both systems have transport time delay elements and data from their measuring elements might be distorted by noise. The possibility of filter-predictor integration into measuring channels to compensate time delays by obtaining predicted values of filtered signals was investigated. The possibility of integration of the adaptive filter-predictor into the technology of cable production on ultra-high voltage and in the technology of production of quartz tubes is considered. According to the results of the simulation, the measurement error of the predicted coordinate decreased from 5–10 % to 2–3 %.

The integration of the adaptive filter-predictor into the industrial robot environmental determination system is implemented. Experiments were conducted, the purpose of which was to determine the time of the servomotor movement, depending on the data received from the ultrasonic range finder (URF) using the filtering algorithm and without it. During experiments, the model of industrial robot (IR) was guided by the following logic: if the distance to the obstacle lay in the defined limits – the mobile IR link was moving. Such algorithm simulates the work of the IR on the surface of the object. Experiments were conducted considering the features of the IR use, among which various positions of UFR in relation to the objects of the environment, roughness of the objects surface, change the positions of objects in space during the technological process.

According to the results of the experiment, the IR mobile link (servomotor) turning time was decreased from 13 % to 33 %, while the error of tracking the distance to the surface was decreased by 21 %, which improved the maneuverability of the IR.

Implementation of the developed modifications of the adaptive nonius filter-predictor allows to significantly improve the ACS with time delays working quality in the conditions of a priori uncertainty and the current non-stationarity stochastic characteristics of measuring signals and noise.

Keywords: filtration, forecast, adaptation, exponential smoothing, time delays, unsteady noise.

ЗМІСТ

ВСТУП..... 18
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЗАДАЧ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТАМИ ІЗ ЗАПІЗНЕННЯМ..... 25
1.1. Задача ідентифікації об'єктів керування і сигналів..... 25
1.1.1. Декомпозиція і композиція підсистем різних рівнів ієрархії в єдину систему..... 29
1.1.2. Дослідження зсуву МНК-оцінок параметрів моделі внаслідок неякісної фільтрації сигналів..... 33
1.2. Особливості проблематики керування ТП в системах із запізненням..... 34
1.3. Аналіз існуючих методів компенсації запізнення в оптимальних САК..... 38
1.4. Методи фільтрації та прогнозування сигналів..... 45
1.5. Визначення мети та задач дослідження..... 58
Висновки до розділу 1..... 60
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА СТРУКТУРИ АДАПТИВНОГО БАГАТОРІВНЕВОГО, БАГАТОКАСКАДНОГО ФІЛЬТРА-ЕКСТРАПОЛЯТОРА..... 62
2.1. Структура і принцип дії фільтра-екстраполятора Р. Брауна..... 62
2.2. Аналіз роботи експоненціального фільтра-екстраполятора Р. Брауна..... 66
2.3. Ноніусний принцип нарощування структури фільтра Р. Брауна..... 72
2.4. Способи адаптації ноніусного алгоритму фільтрації..... 76
2.4.1. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням методу найменших квадратів..... 77
2.4.2. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням диференційного принципу двох контурів фільтрації..... 84
2.4.3. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням диференційного принципу трьох контурів фільтрації..... 88
2.4.4. Алгоритм адаптації коефіцієнта згладжування відповідно до зміни рівня шумів..... 93
Висновки до розділу 2..... 95
РОЗДІЛ 3. АДАПТАЦІЯ КОЕФІЦІЄНТА ЗГЛАДЖУВАННЯ В НЕСТАЦІОНАРНИХ СТОХАСТИЧНИХ СИСТЕМАХ..... 96
3.1. Дослідження роботи двоконтурного експоненціального фільтра-предиктора шляхом комп'ютерного моделювання..... 96
3.2. Аналіз якості фільтрації та прогнозування фільтра-екстраполятора, що працює із використанням МНК..... 106
3.3. Порівняльний аналіз двоконтурного і триконтурного адаптивних фільтрів 115

3.4. Порівняльний аналіз адаптивного експоненціального фільтру із існуючими аналогами 122
3.4.1. Застосування Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації 123
3.4.2. Застосування Sign-Error LMS адаптивного алгоритму фільтрації 125
3.4.3. Застосування Sign- Sign LMS адаптивного алгоритму фільтрації 126
Висновки до розділу 3 128
РОЗДІЛ 4. ІНТЕГРАЦІЯ АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМУ ФІЛЬТРАЦІЇ І ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТАМИ ІЗ ЗАПІЗНЕННЯМ 130
4.1. Моделювання інтеграції адаптивного фільтра-предиктора у САК об'єктами із запізненням 130
4.2. Застосування адаптивного фільтра-предиктора у технології виробництва кабелю на надвисокі напруги 133
4.3. Інтеграція адаптивного фільтра-предиктора у технології виробництва кварцових трубок 139
4.4. Застосування адаптивного фільтра-предиктора у системах детермінації навколишнього середовища промислових роботів 143
Висновки до розділу 4 149
ВИСНОВКИ 150
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 152
Додаток А Реалізація принципу ноніусного нарощування структури в середовищі Simulink 163
Додаток Б Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням МНК164
Додаток В Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням двох контурів фільтрації 167
Додаток Г Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням трьох контурів фільтрації 171
Додаток Д Код програми реалізації адаптивних LMS фільтрів 175
Додаток Е Акт про використання результатів дисертаційної роботи 176
Додаток Є Код програми реалізації адаптивного фільтра-предиктора в середовищі Arduino IDE 177

Перелік умовних позначень

АСУТП – автоматизована система управління технологічним процесом

БАСІ – багаторазова адаптивна система ідентифікації

ЕЗ – експоненціальне згладжування

КЗ – коефіцієнт згладжування

НС – ноніусна структура

ОК – об’єкт керування

ПІ – пропорційно-інтегральний закон керування

ПІД – пропорційно-інтегрально-диференційний закон керування

ПР – промисловий робот

ПФ – передавальна функція

САК – система автоматичного керування

СКП – середньоквадратична похибка

ТП – технологічний процес

ФБ – фільтр Брауна

MSoDES – Modified Structure of Double Exponential Smoothing

ВСТУП

Актуальність теми. Наявність запізнювання в об’єктах керування значно ускладнює можливість реалізації оптимальних регуляторів, які повинні працювати з випередженням вектору стану об’єкта керування. В оптимальному регуляторі для об’єкта із запізненням враховується передісторія зміни станів об’єкта. При реалізації оптимального регулятора для об’єктів із запізненням у його структурі з’являється динамічна модель об’єкта, за допомогою якої здійснюється формування випереджених координат. Для цифрової реалізації оптимального регулятора формування випередження вектору стану здійснюється циклічно за дискретними рівняннями, які описують динаміку об’єкта. Якщо модель об’єкта є надто спрощеною або динаміка реального об’єкта внаслідок його природної нестаціонарності значно відрізняється від моделі, то формування прогнозованих координат відбувається зі значними похибками. На формування прогнозованих координат значним чином впливають шуми, які мають місце в каналах керування і вимірювання та можуть мати нестаціонарний характер. Тому, актуальною і своєчасною залишається розробка адаптивних алгоритмів обробки інформації, які дадуть можливість здійснити формування керуючого впливу в системах на основі об’єктивних даних про поточний стан об’єкта керування.

У даній роботі пропонується метод обробки інформації, який дозволяє значно зменшити спотворення сигналу, що несе корисну інформацію в каналах вимірювань і керування, а також дозволяє визначити прогнозоване значення корисного сигналу з поєднання нестаціонарного шуму і сигналу. Використання значень прогнозованого сигналу дає змогу оцінити стан системи в наступний момент часу, на основі чого компенсувати запізнення і сформувати оптимальний керуючий вплив.

Особливість структури фільтруючого пристрою полягає в тому, що він має бути інтегрований у системи автоматичного керування і працювати в режимі реального часу з мінімальними витратами ресурсів обчислювальної техніки, а також мати можливість підлаштовуватись до зміни характеристик спотворень.

Зв’язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дослідження, результати яких представлено в дисертації, проводились протягом 2015–2018 рр., згідно з планами наукових досліджень кафедри автоматики і електроприводу Полтавського національного технічного університету імені Юрія Кондратюка та в рамках Держбюджетної науково-дослідної роботи «Методи та засоби структурно-параметричної ідентифікації електротехнічних систем технологічної лінії із виробництва вітчизняного кабелю з полімерною ізоляцією на надвисокі напруги» (№ ДР–0116U003716).

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є покращення функціонування систем автоматичного керування (САК), зменшення часу перехідних процесів, підвищення точності вихідної величини системи керування технологічними процесами (ТП) шляхом створення методу обробки інформації (сигналу), який визначає корисну складову сигналу та його прогнозовані значення в каналах вимірювання інформації та каналах керування в умовах невизначеності та неповноти апріорної інформації.

Даний метод повинен забезпечувати не лише фільтрацію корисного сигналу без похибки слідування, позбавляючи його від високочастотних шумів, а і знаходити прогнозовані значення сигналу. Це дасть змогу компенсувати запізнення в системах автоматичного керування технологічним процесом.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні завдання:

− дослідити системи автоматичного керування об’єктами із запізненням та проаналізувати існуючі методи компенсації запізнення;

− розробити алгоритм фільтрації сигналу за умов зміни параметрів шумів і корисного сигналу;

− удосконалити алгоритм обробки сигналу з урахуванням недоліків існуючих алгоритмів;

− дослідити алгоритм обробки інформації з урахуванням різного характеру вхідного сигналу та характеру спотворень;

− реалізувати фільтр-предиктор за допомогою технічних засобів у вигляді окремого пристрою або програмного коду, що може бути записаний у пристрої керування або вимірювання;

− провести експерименти з інтеграції розробленого фільтра-предиктора в автоматизовані системи управління технологічними процесами відповідно до науково-дослідної роботи «Методи та засоби структурно-параметричної ідентифікації електротехнічних систем технологічної лінії із виробництва вітчизняного кабелю з полімерною ізоляцією на надвисокі напруги» та в робототехнічні комплекси.

Об’єкт дослідження – процес керування та отримання даних про технологічні параметри системи керування об’єктами із запізненням та систем, вимірювальні елементи яких піддаються випадковим спотворенням.

Предмет дослідження – методи, моделі та алгоритми цифрової обробки сигналів в системах керування.

Методи досліджень. Дисертаційні задачі вирішувалися з використанням загальних методів теорії автоматичного керування для опису систем автоматичного керування, їхніх елементів для їхнього подальшого дослідження; методів математичного моделювання систем для створення моделей процесів обробки даних; експериментальних методів для оцінювання результатів роботи розроблених моделей і методів; методи математичної статистики для аналізу достовірності отриманих результатів дослідження та встановлення взаємозв’язків між параметрами системи; для візуалізації результатів застосовувалися методи комп’ютерної графіки.

Наукова новизна одержаних результатів:

− вперше розроблено модель фільтрації на основі ноніусного нарощування структури, яка функціонує з використанням подвійного експоненціального згладжування Р. Брауна, що на відміну від класичного подвійного експоненціального згладжування дозволяє усунути затримки, які мають місце при фільтрації сигналу інерційним фільтром, забезпечує високу якість фільтрації та дозволяє визначити прогнозовані значення сигналів в режимі реального часу;

− вперше розроблено метод адаптації параметрів фільтра-предиктора з використанням апроксимації сигналу за методом найменших квадратів, що, на відміну від методів адаптації параметрів фільтрації подвійного експоненціального згладжування, не потребує апріорної інформації про тренд сигналу;

− вперше розроблено диференційний метод адаптації параметрів фільтра-предиктора з використанням двох та трьох ноніусних структур фільтрації, які функціонують із різними значеннями коефіцієнтів згладжування і, на відміну від класичних методів адаптації, не потребують апріорної інформації про характер корисного сигналу та амплітуди шумів, забезпечують високу якість фільтрації та вищу швидкість адаптації у порівнянні з методом адаптації з використанням методу найменших квадратів;

− набула подальшого розвитку модель експоненціального згладжування як методу фільтрації та прогнозування значень сигналу, представленого у вигляді часового ряду.

Практичне значення одержаних результатів. За результатами теоретичних та експериментальних досліджень розроблено модель обробки інформації по визначенню корисного сигналу із сигналу, спотвореного високочастотними шумами, на основі експоненціального фільтра з компенсацією похибок слідування. Дану модель реалізовано в середовищах Matlab і Simulink. Комп’ютерний аналіз отриманої структури підтверджує її працездатність.

Розроблено алгоритм адаптації до рівня шумів із використанням МНК і одного контуру фільтрації, який забезпечує високу швидкодію протягом процесу обробки сигналу. Даний адаптивний фільтр-предиктор реалізовано у вигляді програми із використання мови програмування Matlab.

Розроблено алгоритми адаптації фільтра до рівня шумів, що застосовують два і три контури паралельної обробки сигналу з різними параметрами фільтрації, що забезпечує зміну параметру фільтрації залежно від зміни амплітуди шумів, а також визначення прогнозованих значень сигналів. Дані модифікації адаптивних фільтрів-предикторів реалізовано у вигляді програми із використання мови програмування Matlab і в середовищі програмування мікроконтролерів Arduino IDE.

Удосконалено та оптимізовано алгоритми адаптації параметрів фільтрації шляхом проведення комп'ютерного статистичного аналізу залежності похибок фільтрації та прогнозування від параметрів фільтра і корисного сигналу та за допомогою проведення експериментів по впровадженню комбінованих методів адаптації параметрів фільтра-предиктора.

Проведено порівняльний аналіз обраного фільтра з існуючими аналогами, за результатами якого середнє значення середньоквадратичної похибки (СКП) фільтрації розробленого фільтра зменшилось від 1.6 до 2.2 разів залежно від модифікації фільтра.

Проведене моделювання інтеграції адаптивного двоконтурного фільтра-предиктора в САК об'єктом із запізненням в середовищі Simulink, що дозволило позбавитись спотворень керуючого сигналу і зменшити похибку вихідної координати від 40 % до 70 %, залежно від характеру вхідного керуючого сигналу та рівня шумів.

Проведено дослідження можливості інтеграції фільтра-предиктора в системи детермінації навколишнього середовища промисловими роботами. За результатами експерименту час повороту серводвигуна рухомої ланки промислового робота зменшився на величину від 13 % до 33 %, при цьому похибка відслідковування відстані до поверхні зменшилась на 21 %.

Результати роботи використано під час виконання держбюджетної науково-дослідної роботи «Методи та засоби структурно-параметричної ідентифікації електротехнічних систем технологічної лінії із виробництва вітчизняного кабелю з полімерною ізоляцією на надвисокі напруги» (№ ДР–0116U003716). Результати роботи впроваджено в навчальний процес Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут» на кафедрі теоретичної електротехніки та Полтавського національного технічного університету імені Юрія Кондратюка на кафедрі автоматики і електроприводу.

Особистий внесок здобувача. Усі положення, що виносяться на захист, отримано автором особисто. У публікаціях у співавторстві особистий внесок здобувача полягає в наступному: у [1] – розробка ноніусної структури включення фільтруючих одиниць, реалізація даної моделі у середовищі Simulink та з допомогою

мови програмування Matlab, дослідження впливу параметрів елементів ноніусної структури на якість фільтрації та прогнозу; у [2] – розробка принципу адаптації коефіцієнта згладжування в залежності від рівня шумів за допомогою методу найменших квадратів, реалізація алгоритму обробки інформації у вигляді скрипту на мові програмування Matlab; у [3] – розробка методу адаптації параметрів фільтрації з використанням двох контурів фільтрації, а також дослідження особливостей застосування даного алгоритму обробки сигналів при різних формах сигналів, реалізація даної моделі у середовищі Simulink та з допомогою мови програмування Matlab; у [4] – опис методу адаптації параметрів фільтрації з використанням трьох контурів фільтрації, визначення особливостей структури та реалізація даної моделі за допомогою мови програмування Matlab; у [5] – дослідження можливості інтеграції фільтра-предиктора в контур керування процесом нанесення ізоляції на струмопровідну жилу з метою компенсації запізнення.

Апробація результатів дисертації. Основні теоретичні, методологічні положення та результати досліджень були представлені і схвалені на міжнародних та всеукраїнських наукових, науково-практичних та науково-технічних конференціях: Всеукраїнській науково-практичній інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» (Полтава, 5 листопада, 2015 р.); VIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Проблеми й перспективи розвитку академічної та університетської науки» (Полтава, грудень 2015 р.); VI Міжнародній науково-технічній конференції «Проблеми інформатизації», (Київ, квітень 2016 р.); 68 науковій конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету (Полтава, травень 2016 р.); II Всеукраїнській науково-практичній інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» (Полтава, 17 листопада 2016 р.); IX Міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми й перспективи розвитку академічної та університетської науки» (Полтава, 7–9 грудня 2016 р.); 69 науковій конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету (Полтава, квітень–травень 2017 р.); VIII Міжнародній науково-технічній конференція «Проблеми інформатизації» (Київ, квітень 2017 р.); Міжнародній науково-практичній

конференції «Kondratyuk Innovations XX – XXI» до 120-ої річниці з дня народження Юрія Кондратюка (Олександра Шаргея) (Полтава, травень 2017 р.); XXIV Міжнародній конференції з автоматичного управління «Автоматика» (Київ, 13–15 вересня 2017 р.); III Всеукраїнській науково-практичній інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» (Полтава, 4 грудня 2017 р.); X Міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми й перспективи розвитку академічної та університетської науки» (Полтава, 6–8 грудня 2017 р.); Всеукраїнській конференції-семінарі молодих вчених «Explore Science – XXI» (Полтава, 28 березня 2018 р.); X Міжнародній науково-технічній конференції «Проблеми інформатизації» (Полтава, 12–13 квітня 2018 р.); XXV Міжнародній конференції з автоматичного управління «AUTOMATICS – 2018» (Львів, 18–19 вересня 2018 р.); IV Міжнародній науково-практичній конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» (Полтава, 20 листопада 2018 р.).

Публікації. За темою дисертаційної роботи опубліковано 19 наукових праць, серед яких 7 статей у наукових фахових виданнях, які входять до міжнародних наукометричних баз даних (Index Copernicus, General Impact Factor, Ulrich’s Periodicals Directory), 12 тез доповідей у збірниках матеріалів конференцій.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Повний обсяг дисертації становить 181 сторінку, з яких 19 сторінок містять додатки. Основна частина викладена на 151 сторінці друкованого тексту, містить 72 рисунка, 3 таблиці. Список використаних джерел містить 114 найменувань, які викладені на 11 сторінках.

РОЗДІЛ 1.
АНАЛІЗ ЗАДАЧ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТАМИ ІЗ ЗАПІЗНЕННЯМ

1.1.Задача ідентифікації об'єктів керування і сигналів

Об'єкти поділяються на [1–8]:

- технологічні – перетворення початкових матеріалів в готові вироби;
- транспортні – переміщення сировини, напівфабрикатів або готових виробів;
- енергетичні – перетворення енергій;
- інформаційні – процеси, пов'язані з управлінням.

Продукція є результатом багатостадійного технологічного процесу, де кожна ділянка робить свій внесок у вихідний показник Λ (рис. 1.1) підсистеми верхнього рівня (якість, собівартість, рентабельність). Важливо узгодити з головним показником Λ показники якості процесу на кожній ділянці, побудувати адаптивні до природної зміни параметрів САК. Це можливо за наявності підсистем ідентифікації ділянок ТП, як об'єктів керування, з використанням принципів побудови багаторівневих систем. Модель об'єкту це – зображення істотних сторін системи в зручній формі, що відбиває необхідну для досягнення головної цілі, інформацію про об'єкт [9]. Серед математичних моделей ТП [10–14] розрізняють непараметричні і параметричні.

Непараметричні моделі припускають використання деякого перетворення або функціонального простору, за допомогою якого можна представити вхідний і вихідний сигнали [15, 16]. Такий підхід, як правило, передбачає використання ідеї «чорної скриньки», яка не враховує фізичну природу, структуру об'єкта. Однак, такі моделі непридатні для задач діагностики фізичних параметрів об'єкта.

Параметричні моделі ТП є системами диференційних або диференційно-алгебраїчних рівнянь кінцевої розмірності. Їх перевагою є використання простору параметрів кінцевої розмірності, а також урахування апріорної інформації про головні складові структури і фізичні параметри ТП.

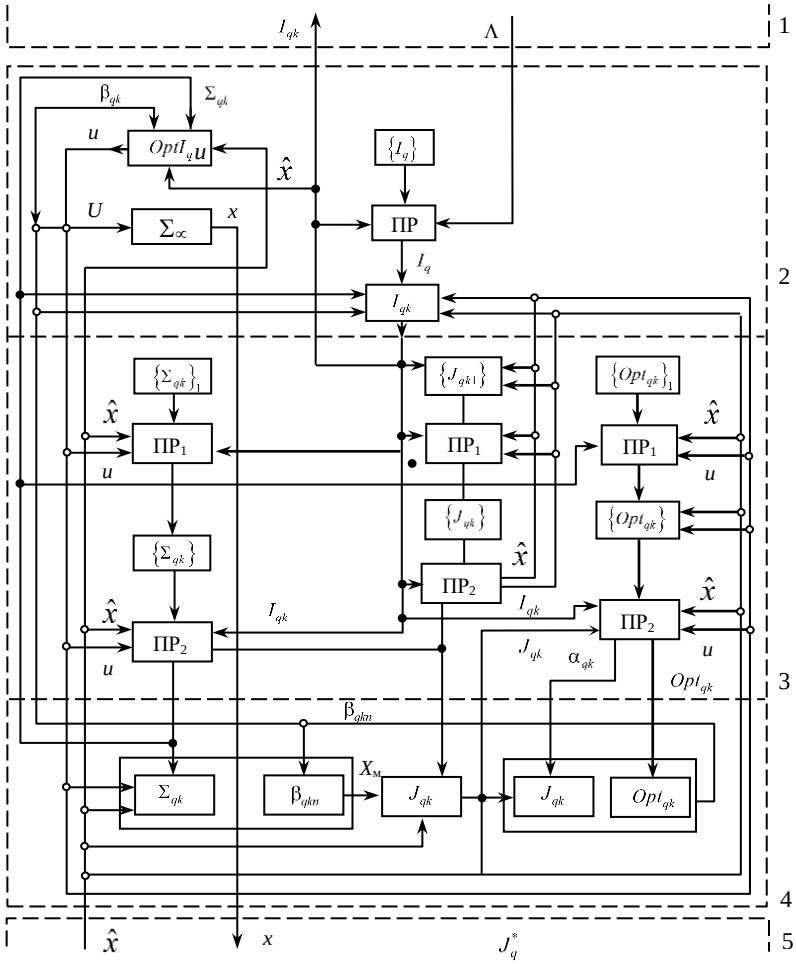


Рис. 1.1. Функціональна схема багаторазово адаптивної підсистеми ідентифікації в ієрархічній АСУТП

Теорія ідентифікації на основі апріорної і апостеріорної інформації займається визначенням математичної моделі ТП. Однак, ізоморфну до ТП модель побудувати неможливо, оскільки не існує ідеально ізольованого об’єкта (все з усім взаємно пов’язане); не існує нічого стаціонарного, бо рух і матерія нероздільні, а виходячи з цього не існує лінійних стаціонарних систем. Отже, будь-яка математична модель реального ТП наближена. Тому для отримання якісного наслідку в задачах керування, діагностики внутрішніх параметрів і змінних стану ТП, необхідно побудувати таку модель, за якої якнайкраще вирішується головне завдання (керування, прогноз, діагностика тощо).

Важливим кроком дослідження ТП є його формалізація [17]. Вона полягає у відображенні невизначеної ситуації, що пов’язана з ТП, у формалізовану задачу, визначену на множині кількісно порівнянних елементів. Такими елементами є

система, процеси, що в ній протікають, критерії (цілі) і стратегії їх оптимізації. За умови фізичної реалізованості в [17] подані фундаментальні визначення стаціонарної, дискретної, безперервної, скінченновимірної, лінійної, гладкої систем та динамічної системи з точки зору їх зовнішньої поведінки, тобто, спостерігача. Для гладких (реальні системи майже всі гладкі) систем доведено, що перехідна функція стану, тобто відображення $T \times T \times X \times \Omega \to X$ водночас є розв'язком диференціального рівняння

$$\frac{dx}{dt} = f(t, x, u), \tag{1.1}$$

де $x \in X$, $u(t) = \omega(t) \in \Omega$; $t \in T$; T – впорядкована множина моментів часу; Ω, X – множина вхідних впливів і змінних стану.

Стан системи – це інформація про минуле, яка необхідна для повного опису майбутньої поведінки (тобто вихідних змінних) системи, якщо поведінка її вхідних змінних відома, починаючи з поточного часу t_0.

Для гладкої системи (1.1) справедливе існування таких $X_1 \subset X$, $\omega_1 \subset \Omega$, $T_1 \subset T$, що (з точністю до наперед заданої малої похибки ε) системі (1.1) еквівалентна система лінійних диференціальних рівнянь із матрицями A і B постійних коефіцієнтів:

$$\dot{x}_1(t) = Ax_1(t) + Bu_1(t); y_1(t) = Cx_1(t) \tag{1.2}$$

де $\dot{x}_1(t)$ – вектор-функція похідних$\{\dot{x}_{1i}(t)\}$, $i = \overline{1,n}$; $x_1(t)$ – вектор-функція $\{x_{1i}(t)\}$, $i = \overline{1,n}$; $u_1(t)$ – вектор-функція $\{u_{1J}(t)\}$, $j = \overline{1,m}$; $y_{1i}(t)$ – вектор-функція вимірювань $\{y_i(t)\}$, $i = \overline{1,r}$; A, B, C – матриці розміру $(n \times n)$, $(n \times m)$, $(r \times n)$ відповідно.

Структура і рангові властивості матриць A, B, C визначають умови керованості, спостережуваності та ідентифікаційності системи (1.2) [18].

Мета системи керування ТП – забезпечення екстремального значення I^* функціонала I (рис. 1.1). Керуючий вплив $u^*(t)$ оптимальний, якщо показник I приймає екстремальне значення. Для знаходження $u^*(t)$ реальним ТП необхідна його модель (1.1). Визначення її за результатами вимірів $x(t)$, $u(t)$ є завданням ідентифікації. Оптимальність моделі $\hat{f}$ оцінюється за функціоналом якості

ідентифікації J, який відображає множини або конкретні реалізації $x(t)$ і $x_м(t)$ в дійсне число J, де $x_м(t)$ є розв'язком рівняння моделі

$$\frac{dx_м}{dt} = \hat{f}(t, x_м, u) \tag{1.3}$$

для спільного з об'єктом вектору $u(t)$ вхідних впливів.

Оскільки в загальному випадку $\hat{f} \neq f$, то оптимальне для моделі (1.3) значення $\hat{I}^*$, отримане при керуючому впливі $u(t)$ на об'єкти, буде дещо гірше істинно оптимального значення I^*. Модель (1.3), побудовану з урахуванням не тільки функціонала J, але і I, є цілеорієнтованою [19, 20]. Якщо на множині допустимих відображень відображення $\hat{f}$ (1.3) для фіксованого управління $u(t)$ дає екстремальне значення I^*, тобто $\hat{f} = arg \underset{\hat{f}_i \in \{\hat{f}_i\}}{extr} I$, то таку модель названо цілеорієнтованою оптимальною. Близькість моделі до цілеорієнтованої оптимальної визначається близькістю вимірюваних змінних $\hat{x}(t)$, $\hat{u}(t)$ до дійсних змінних $x(t)$ і $u(t)$ реального об'єкта. У задачі ідентифікації в (1.3) і в $J(x, x_м)$ підставляють не $x(t)$ і $u(t)$, а їх оцінки $\hat{x}(t)$, $\hat{u}(t)$, формування яких є задачею підсистеми ідентифікації сигналів (рис. 1.1). Оцінки $\hat{x}(t)$, $\hat{u}(t)$ сигналів $x(t)$ і $u(t)$ в (1.1) отримають за допомогою фільтрів:

$$\frac{d\hat{z}}{dt} = f_ф(t, \hat{z}, z), \tag{1.4}$$

де $z(t)$ – вектор-функція виміряних первинними перетворювачами сигналів $x(t)$, $u(t)$, $z = \begin{bmatrix} x \\ u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} N_x \\ N_u \end{bmatrix}$, N_x, N_u – відповідні похибки. Оптимальність фільтрів (1.4) оцінюється функціоналом $J_ф$ від сигналів $\hat{z}$, z або їх спектральних характеристик. Оскільки $f_ф$ не дає ідеального перетворення z у (x, u), то від критерію $J_ф$ в задачі ідентифікації сигналів $\hat{z}$, z буде залежати значення критерію J в задачі ідентифікації відображення $\hat{f}$ в (1.3), від якого (у свою чергу) залежить значення критерію I якості управління реальним ТП. Фільтр (1.4) – цілеорієнтований, оптимальний, якщо на множині припустимих відображень $\{f_{фi}\}$ відображення $f_ф$ в (1.4) забезпечує екстремальне значення J^*:

$$f_ф = arg \underset{f_{фi} \in \{f_{ф\,i}\}}{extr} J. \tag{1.5}$$

Системою ідентифікації в загальному вигляді будемо називати прямий добуток підмножин $\{\{\Sigma, \beta\}, \{Opt, \alpha\}, \{J\}, \{I\}, \{T\}\}$, наділений структурою, яка дозволяє реалізувати релаксаційний процес (РП) [21] $\{Q_k\}$ відносно показника F, такий що $F_{k+J} \le F_k$, $k = 1, 2 \ldots$; $Q_k \in \{\{\Sigma, \beta\}, \{Opt, \alpha\},\} F_k \in \{\{J\}, \{I\}\}$.

Система (рис. 1.1) тим ефективніше, чим менше потрібно для її роботи апріорної інформації. Забезпечення необхідної якості досягається адаптацією [19, 20, 22, 23], яка полягає в цілеспрямованій зміні одного, декількох або всіх елементів підмножини $\{Q_k\}$ з метою досягнення екстремуму головного показника Λ. Чим краще алгоритм адаптації, тим ефективніше система.

1.1.1. Декомпозиція і композиція підсистем різних рівнів ієрархії в єдину систему

Відповідно до [1] серед прикладів декомпозиції методів оптимізації ТП визначають:

− метод покоординатної оптимізації (Гаусса–Зейделя), а також групової релаксації, реалізують декомпозицію простору змінних, які потребують оптимізації, шляхом почергової покоординатної або групової оптимізації [24];

− для оптимальних за квадратичним функціоналом стохастичних систем управління ТП декомпозиція на підзадачі оптимального оцінювання станів та пошуку оптимальної стратегії управління [25] дозволяє суттєво спростити задачу дуального управління [26];

− для задач спільного оцінювання параметрів і станів стохастичних ТП (розширений фільтр Калмана [17], метод квазілінеарізації і інваріантного занурення [25]), поділ на незалежні підзадачі оцінювання сигналів, їх коваріаційних матриць, а далі параметрів, дозволяє отримати рішення, близьке до оптимального, досить простими алгоритмами.

Принципи декомпозиції мають місце і під час опису сигналів. Часове розбиття можна будувати за різними ознаками, наприклад виділення інтервалів, відповідних

статичним і динамічним режимам ТП; виділення сильно- і слабозашумленних ділянок записів змінних для оптимального вибору інтервалів і алгоритмів оцінювання сигналів; виділення «інформативних» (в сенсі ідентифікації моделі ТП) ділянок записів з некорельованими або, навіть, ортогональними змінними.

Частотне розбиття еквівалентно розкладенню сигналів ТП в ряд Фур'є. Перехід в частотну область дозволяє синтезувати оптимальний фільтр Вінера для оцінювання сигналів [16]. Сучасна спектральна теорія аналізу і синтезу систем [27] також заснована на розкладанні сигналів і їх функціональних відображень за системою ортогональних функцій.

Як приклад композиції, розглянемо підсистему ідентифікації [1] в багаторівневій системі оптимізації головного показника Λ (якщо Σ^* і *Opt** апріорно невідомі), а також структуру багаторазових адаптивних систем ідентифікації (БАСІ), для якої характерна замкненість на основний (для неї) критерій I і неодиничність елементів Σ, *Opt*. Складемо функціональну схему БАСІ, визначивши її взаємозв'язок з підсистемами верхніх і нижніх рівнів (рис. 1.1). Характерні частини підсистеми системи обведено пунктиром і пронумеровано: 1 – оптимізація Λ; 2 – оптимізація I; 3 – оптимізація J, що доповнює найпростішу систему ідентифікації (частина 4) до багатократно адаптивної (частини 3 і 4); 5 – оптимізація $J_ф$. Частина 4 системи містить функціонал J_{qk} (який задається вище), модель Σ_{qk} з вектором β_{qkn} параметрів, що налаштовуються, оптимізатор $(Opt_{qk},\ \alpha_{qk})$. Тут реалізується РП $\{\beta_{qkn}\}$, n = 1,2 ,..., щодо J_{qk} за допомогою оптимізатора $Opt_{qk},\ \alpha_{qk}$. Після закінчення РП інформація про оптимальні за J_{qk} структурі Σ_{qk} і векторі β_{qk} параметрів моделі надходить у підсистеми верхніх рівнів. Частина 3 містить три множини $\{\Sigma_{qk1}\}$, $\{Opt_{qk1}\}$, $\{J_{qk1}\}$; проектори першого рівня $ПР_1$, що звужують ці множини до підмножин $\{\Sigma_{qk}\}$, $\{Opt_{qk}\}$, $\{J_{qk1}\}$ допустимих елементів; проектори $ПР_2$ другого рівня, що вибирають з числа допустимих претендентів на оптимальні елементи. Для конкретного виду I_q і потрібного значення J_{qk}, що задається вище, проектори $ПР_1$, $ПР_2$ задають елементи $J_{ql},\ \Sigma_{ql},\ Opt_{ql},\ \alpha_{ql}$ частини 4, де в результаті РП $\{\beta_{qkn}\}$ отримують оптимальну по

J_{qk} модель $(\Sigma_{qk},\ \beta_{qk})$. У підсистемі частини 2 на реальному об'єкті Σ_∞ або його моделі $(\Sigma_{qk},\ \beta_{qk})$ оцінюється значення критерію I_{qk} для *k*-й структури БАСІ, і якщо воно не задовольняє необхідному, то в одному з проекторів $ПР_2$ відбувається заміна претендента. Знову повторюється процес $\{\beta_{qkn}\}$ і так до виконання умови, що I_{qk} буде не гірше необхідного, або до закінчення процесу перебору претендентів. При зміні I_{qk} в частинах 4 та 5 можливі зміни структури і параметрів підсистеми нижнього рівня. У частинах 3 та 4 має місце композиція двох РП $\{\beta_{qkn}\}$ по *n* і $\{I_{qk}\}$ по *k*, що відповідає визначенню БАСІ. Частина 2 містить реальний об'єкт Σ_∞, його оптимізатор $\underset{u}{Opt} I_q$, множину $\{I_{qk}\}$ і проектор ПР, що визначає (на основі значень I_{qk} і Λ) вид I_q критерію I_{qk}. Сигнал *x* з виходу об'єкта Σ_∞ надходить в підсистему нижнього рівня, з виходу якої його оцінка $\hat{x}$ потрапляє в системи ідентифікації і управління. Оптимізатор $\underset{u}{Opt} I_{qk}$ на основі інформації Σ_{ql}, β_{ql}, I_{ql}, $\hat{x}$ виробляє керувальний вплив *u*, що надходить на об'єкт або його модель (на стадії пошуку оптимальних елементів системи). Якщо після закінчення РП $\{\beta_{qk}\}$ по *k* оптимальне значення I_q не задовольняє систему частини 1, то з системи верхнього рівня може надійти команда в проектор $ПР_1$ на зміну по *q* функціоналу I_q. Крок по *q* призводить до повторення кроків по *k*, а *k* по *n* в БАСІ, тобто в частинах 1–4 має місце композиція з трьох РП, що відповідає визначенню системи, яка самоорганізується.

Підприємство має головний показник Λ, який залежить від *x* (рис. 1.1). Методами планування експерименту визначають залежність *Λ(x)*. Для цього підсистема управління повинна забезпечувати за показником *I(U,X)* умову *X=const* для реалізації експерименту із допустимими відхиленнями *ΔX* від базового режиму. Але ця система оптимальної стабілізації змінних стану *X* залежить від підсистеми ідентифікації, так як *I(U,X)* залежить від параметрів і структури моделі об'єкта. У свою чергу підсистема ідентифікації залежить від підсистеми фільтрації і, за наявності запізнення у вимірах змінних стану буде залежати від якості фільтрації та екстраполяції сигналів, що вимірюється у підсистемі первинних перетворювачів. Отже виникає необхідність розгляду задачі прогнозу сигналів.

Результати [1] дослідів рекурентних алгоритмів дозволяють формалізувати роботу проекторів і зробити висновки про умови їх використання. Так рекурсивний метод найменших квадратів (РМНК) доцільно застосовувати для малих відношень шуму та корисного сигналу. У іншому випадку він дає сильне зміщення оцінок параметрів. Збіжність оцінок вимагає відносно невеликого обсягу обчислень. Щодо узагальненого рекурсивного МНК (УРМНК), то, якщо справедлива модель шуму *D/A*, він застосовується при більш високих відношеннях шум-сигнал. Спочатку оцінки сходяться повільно або навіть розходяться. Оцінки фільтра шуму $D = [d_1, \ldots, d_m]$ сходяться повільніше від оцінок параметрів об'єкта. Він потребує більшого обсягу обчислень, ніж РМНК. Рекурсивний метод допоміжних змінних (РМДЗ) забезпечує достатньо точну оцінку параметрів. Використовується для високих інтенсивностей перешкод та їх кореляції зі змінними об'єкта. Для збіжності оцінок на початковому етапі рекомендується використовувати РМНК. Він має досить великий обсяг обчислень. Щодо рекурсивного методу максимальної правдоподібності (РММП), то якщо справедлива модель шуму вигляду *D/A*, він забезпечує високу точність оцінок. Спочатку оцінки сходяться повільно або розходяться різкіше, ніж УРМНК. Оцінки фільтра шуму $D = [d_1, \ldots, d_m]$ сходяться повільніше і потребує більшого обсягу обчислень, ніж УРМНК. У методі стохастичної апроксимації (МСА) прийнятна точність досягається за досить великої кількості вимірювань. За малих обсягів обчислень та шуму високої інтенсивності усі методи (крім МСА) мають однакову якість оцінок. Перевагу надають РМНК, оскільки він легший від інших та гарантує збіг релаксаційного процесу $\beta(k)$. Перевага РММП проявляється для великих обсягів вибірок. Якісний і кількісний огляд існуючих методів множин $\{Opt_{qk}\}$ наведено в [19].

1.1.2. Дослідження зсуву МНК-оцінок параметрів моделі внаслідок неякісної фільтрації сигналів

За відповідних умов точна нелінійна, нестаціонарна модель (1.1) ТП може бути зображена наближено лінійною стаціонарною моделлю (1.2), кожен *i*-й рядок якої

$$\dot{x}_i(t) = \sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j(t) + \sum_{k=1}^{m} b_{ik} U_k(t) \tag{1.6}$$

можна подати як рівняння регресії, де $y(t) = \dot{x}_i(t)$, а множина функцій $\{x_j(t), U_k(t)\}$ утворює вектор-функцію $X(t)$ відповідних регресорів, $\{a_{ij}, b_{ik}\}$ – вектор β параметрів. Реально маємо ситуацію, за якої всі змінні вимірюються з випадковими похибками на обмеженому відрізку часу. Наявність випадкових збурень у вимірах незалежних змінних X призводить до зміщення МНК-оцінок $\hat{\beta}$ вектора β параметрів моделі $Y = X\beta$.

Практична постановка задачі часто містить в собі суттєву частку невизначеності статистичних властивостей шумів у вимірах вхідних X і вихідних Y даних про ТП, модель якого може бути подано як регресійну:

$$Y^* = X^* \beta^* + \varepsilon^*, \tag{1.7}$$

де $Y^*, X^*, \beta^*, \varepsilon^*$ – точні значення змінних виходу, входу і нев'язки, яка утворюється за умови, що найкращу оцінку β^* отримано для точних значень за методом найменших квадратів:

$$\beta^* = \left(X^{*T} X^*\right)^{-1} X^{*T} Y^* = C^* Y^*, \tag{1.8}$$

де $\left(X^{*T} X^*\right)^{-1} X^{*T} = C^*$, тобто, за умови

$$\beta^* = argmin\, \varepsilon^{*T} \cdot \varepsilon^*. \tag{1.9}$$

Часто на практиці МНК-оцінку (1.8) отримують за сигналами, збуреними перешкодами N_x і N_y:

$$X = X^* + N_x;$$
$$Y = Y^* + N_y,$$
$$Y^T = [y(1)y(2) \dots y(M)],\ x_i(j) = x_i{}^*(j) + N_{xi}(j),$$
$$y_i(j) = y_i{}^*(j) + N_y(j), j = \overline{1, M}. \tag{1.10}$$

МНК-оцінка (1.9) $\hat{\beta}$ вектора β^* для реальних даних (1.10) у звичайній

$$\hat{\beta} = \left(\mathrm{X}^T\mathrm{X}\right)\mathrm{X}^T Y = CY, \quad C = \left(X^T X\right)X^T. \tag{1.11}$$

Нехай в ідеалі перешкоди N_x і N_y – гаусівські білі шуми, авто- і взаємонекоректовані. Визначимо зсув $\Delta\beta$ оцінки (1.11) відносно точного значення (1.9):

$$\Delta\beta = M\left\{\hat{\beta}\right\} - \beta^* = M\left\{\left[C^* + \delta C(N)\right]\left[Y^* + \varepsilon^* + N_y\right]\right\} - \beta^* =$$

$$= M\left\{\left[C^* + \delta C(N)\right]Y^*\right\} - \beta^* == \left[X^{*T}X^* + M\left\{N_x^T N_x\right\}\right]^{-1} X^{*T}Y^* - \beta^* =$$

$$= \left[X^{*T}X^* + diag\sigma_i^2\mathrm{M}\right]^{-1} X^{*T}Y^* - \beta^*. \tag{1.12}$$

Позначимо

$$X^{*T}X^* = A^*, \; M\left\{N^T{}_x N_x\right\} = \delta A, \; X^{*T}Y^* = B^* = M\left\{X^T Y\right\} = B.$$

Тоді:

$$(A^*)^{-1}B^* = \hat{\beta}^*, \; \left[A^* + \delta A\right]\hat{\beta} = B^*.$$

Звідси $\delta\mathrm{A}\hat{\beta} = -A^*\left(\hat{\beta} - \beta^*\right) = -A^*\Delta\hat{\beta}$, тобто $\delta A\left(\beta^* + \Delta\hat{\beta}\right) = -A^*\Delta\hat{\beta}$, або

$$\Delta\hat{\beta} = -(A^* + \delta A)^{-1}\delta A\beta^*. \tag{1.13}$$

Як бачимо, оцінка $\hat{\beta}$ за умов навіть некорельованих білих шумів N_x і N_y, буде занижена відносно істинної β^* на величину (1.13).

Таким чином виникає необхідність цілеспрямованої на задачу ідентифікації задача фільтрації *x(t)* (1.5).

1.2. Особливості проблематики керування ТП в системах із запізненням

Особливістю більшості ТП є наявність запізнень в каналах керування і вимірювання. Іншою особливістю більшості ТП, як об'єктів керування, є їх багатоємнісність (наявність каскадів або ланцюжків ТП). Багатоємнісність призводить до підвищення порядку диференціального рівняння ТП. У цьому випадку, з метою спрощення динамічної моделі ТП, вводиться додаткова ланка запізнювання, величина якого приблизно дорівнює сумі постійних часу *T*. Таке запізнювання називається динамічним.

У деяких ТП, охоплених контуром зворотного зв'язку з'являється додаткове запізнювання в контурі рециркуляції. Системи, що містять різні типи запізнювання, докладно наведені в [28].

Наявність запізнювання τ в технологічних об'єктах різко погіршує динаміку замкнутої системи. Зазвичай для відношення $\tau/T > 0{,}5$ типові закони управління не можуть забезпечити високу точність і швидкодію процесу регулювання [29], внаслідок різкого зниження критичного коефіцієнта підсилення системи.

Першочерговим завданням при розробці і дослідженні алгоритмів керування є віднесення досліджуваного ТП до певного класу, так як від цього залежить вибір методу синтезу оптимального управління. Необхідно враховувати наявність або відсутність запізнювання, лінійність і нелінійність характеристик, стаціонарність або нестаціонарність параметрів ТП, його структуру, можливість спостереження координат і збурень, рівень і характер випадкових перешкод та ряд інших чинників. Принципово всі ТП нестаціонарні. Однак досвід експлуатації регуляторів з фіксованими налаштуваннями показує, що для значного класу ТП нестаціонарность параметрів слабко виражена або носить періодичний характер з невеликими коливаннями близько середнього рівня, на який налаштовується регулятор. Це дозволяє розглядати такі ТП, як квазістаціонарні і розраховувати параметри регуляторів для номінальних (середніх) значень.

Збурення, що діють на ТП, можна умовно розділити на детерміновані і стохастичні. Заміряти або знати їх статистичні характеристики на практиці не завжди можливо. Однією з основних задач регулятора є відпрацювання зовнішніх збурень. Імпульсні збурення зводяться фактично до відпрацювання ненульових початкових умов. В цьому випадку в системі існує тільки власний рух, що визначається динамічними властивостями об'єкта структурою і параметрами регулятора. Цей вид руху дозволяє оцінити стійкість і якість динамічних процесів в замкнутій системі управління ТП.

Більшість об'єктів мають високий порядок зі значним числом неспостережуваних координат, але багато з них можна описати диференціальним рівнянням першого, другого або третього порядку з запізненням, яке враховує малі

постійні часу об'єкта. Цей прийом виправдав себе практикою розрахунку параметрів типових регуляторів для промислових об'єктів за їх кривими розгону [28].

Слід зазначати, що опис ТП, як об'єктів того або іншого порядку, залежить від завдання регулювання і специфіки характеру регульованих величин. Так, для регулювання величин, що не вимагають високої точності достатньо описати ці ТП як об'єкти першого або другого порядку. Це набагато спрощує синтез систем керування.

Для об'єктів 1-го порядку з запізненням в керуванні $h_к$ і (або) вимірюванні $h_в$ важко виділити ці складові. На динаміку системи впливає сумарне запізнювання h. Передавальна функція об'єкта:

$$W(p) = \frac{Ke^{-hp}}{Tp+1}, \tag{1.14}$$

де K, T, h – коефіцієнт підсилення, стала часу і сумарне запізнювання.

З огляду на цифрову реалізацію регуляторів доцільно перейти до дискретного опису динаміки моделі об'єкта керування, Для цього поставимо період квантування $T_к$ (дискретизації), з яким буде працювати регулятор. Для отримання простої структури регулятора виберемо значення $T_к$, кратне величині запізнювання h, тобто $M=h/T_к$ – ціле число, де M – кількість елементарних блоків затримки сигналу на один період квантування в ланці запізнювання. Перейшовши до дискретного часу, отримаємо різницеві рівняння моделі (1.14) об'єкта [30]:

$$x(k+1) = a_m x(k) + b_m u(k - \mathrm{M}), \tag{1.15}$$

де $a_m = exp(-T_k/T)$, $b_m = K(1-a)$, $k = 0,1,2,\ldots$ – номер періоду квантування.

Якщо період квантування не є кратним до запізнювання, то, застосовуючи модифіковане Z-перетворення [31], отримаємо опис об'єкта в просторі вхід-вихід:

$$x(k+1) = a_m x([k) + b_1 u(k - \mathrm{M}) + b_2 u(k - \mathrm{M} - 1). \tag{1.16}$$

Динамічною моделлю промислового багатоємнісного об'єкта є інерційна ланка другого порядку з запізненням:

$$W(p) = \frac{Ke^{-\tau p}}{(T_1 p+1)(T_2 p+1)}, \tag{1.17}$$

де K – коефіцієнт підсилення, T_1, T_2 – сталі часу, τ – еквівалентна величина запізнювання в об'єкті.

Введемо позначення: T_K – період квантування, $\tau/T_K = M + c$ – відношення запізнювання до періоду квантування, причому M – ціла частина, c – дробова частина відношення. Величину M назвемо числом тактів запізнювання або величиною затримки в об'єкті в періодах квантування.

Якщо період квантування не кратний величині запізнювання, то, застосовуючи модифіковане Z-перетворення [28] до передавальної функції (1.20), отримаємо опис динаміки об'єкта в координатах вхід $u(k)$ – вихід $y(k)$:

$$y(k) = a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + b_1 u(k-1-M) + b_2 u(k-2-M) + \\ + b_3 u(k-3-M). \qquad (1.18)$$

Описати динаміку об'єкта другого порядку можна і в просторі станів [32]:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = a_1 x_1(k) + x_2(k) + b_1 u(k); \\ x_2(k+1) = a_2 x_1(k) + x_3(k) + b_2 u(k); \\ x_3(k+1) = b_3 u(k), \end{cases} \qquad (1.19)$$

де $x_1(k)$ – вихід об'єкта, $x_2(k)$ і $x_3(k)$ – недоступні для вимірювання внутрішні змінні стану об'єкта. Зручність такого опису полягає в тому, що в ньому використовуються ті ж коефіцієнти, що і в моделі об'єкта. Крім цього, використання цієї моделі дозволяє отримати рекурентні формули для обчислення коефіцієнтів спостерігача повного порядку.

Для об'єкта третього порядку з запізненням в координатах вхід-вихід за допомогою модифікованого Z-перетворення отримуємо наступний дискретний опис:

$$y[k] = a_1 y[k-1] + a_2 y[k-2] + a_3 y[k-3] + b_1 u[k-1-M] + \\ + b_2 u[k-2-M] + b_3 u[k-3-M] + b_4 u[k-4-M]. \qquad (1.20)$$

Системи рівнянь (1.18) і (1.19) описують динаміку і більш складних об'єктів керування:

– коливальну ланку:

$$W(p) = \frac{K(T_d p + 1)e^{-\tau p}}{T_1 p^2 + 2\xi T p + 1}; \qquad (1.21)$$

– немінімально-фазову ланку:

$$W(p) = \frac{K(1 - T_d p)e^{-\tau p}}{(T_1 p + 1)(T_2 p + 1)} \tag{1.22}$$

1.3.Аналіз існуючих методів компенсації запізнення в оптимальних САК

Існує декілька методів синтезу оптимальних за швидкодією, систем керування для об’єктів із запізнюванням [33–36]. Метод компенсації Р. Бесса полягає у тому, що для компенсації запізнювання в оптимальних системах при побудові функції переключення аргументу керування додається випередження на τ для того, щоб керуюча дія системи із запізнюванням і такої ж системи без запізнювання співпадали. Це означає, що у фазовому просторі поверхня керування, випереджає по часу на τ поверхню перемикання.

Координати стану компенсованої системи $\tilde{x}_i$ можуть бути представлені у вигляді лінійних комбінацій поточних координат x_i, вагові коефіцієнти яких залежать від часу запізнювання. У результаті, нелінійні пристрої, що реалізовують оптимальний алгоритм керування в системі з запізнюванням можуть залишатись тими ж, що і в системі без запізнювання, якщо на виходи цих елементів замість поточних координат x_i, подавати їх лінійні комбінації. Отримано алгоритми керування об'єктами 2-го і 3-го порядків з запізненням в керуванні, що забезпечують оптимальні перехідні процеси в системі.

Геометрична інтерпретація методу Бесса: рівняння оптимальної поверхні перемикання за відсутності запізнювання:

$$\Phi(x_1 x_2, \dots, x_n), x \in X^n. \tag{1.23}$$

Вважатимемо, що функція Φ має вирішення відносно одного із своїх аргументів $x_1, x_2 \dots x_n$, наприклад x_1:

$$x_1 + f(x_2 x_3, \dots, x_n) = 0, x \in X^n. \tag{1.24}$$

На рис. 1.2 подано поверхню перемикання (1.24), де АВС – оптимальна траєкторія вимушеного руху системи.

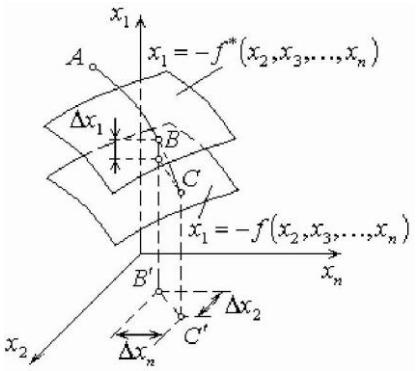


Рис. 1.2. Геометрична інтерпретація метода Бесса

Якщо в системі є запізнювання τ, то оптимальна поверхня перемикання представляє геометричне місце точок, з яких через час τ при вимушеному русі системи, точка переходить на поверхню (1.24). Рівняння оптимальної поверхні перемикання компенсованої системи в цьому випадку має вигляд:

$$\Phi^*(x_1 x_2, \ldots, x_n), x \in X^n, \tag{1.25}$$

або

$$x_1 + f^*(x_2 x_3, \ldots, x_n) = 0, x \in X^n. \tag{1.26}$$

Позначимо відстань між проекціями точок В і С на осях $x_1\, x_2 \ldots\, x_n$ через Δx_1, $\Delta x_2, \ldots, \Delta x_n$ відповідно, а отже Δx_i, $i = \overline{1, n}$ – функції часу із запізнюванням τ, а величини $\tilde{x}_i = x_i + \Delta x_i$, $i = \overline{1, n}$ – значення координат, що характеризують стан системи через час τ. Використовуючи геометричну інтерпретацію (рис. 1.2) отримано:

$$x_1 - f^*(x_2, x_3, \ldots, x_n, m) = \Delta x_1 - f^*(x_2 + \Delta x_2, x_3 + \Delta x_3, \ldots, x_n + \Delta x_n), \tag{1.27}$$

або

$$\Phi^*(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \Phi^*(x_1 + \Delta x_1, x_2 + \Delta x_2, x_3 + \Delta x_3, \ldots, x_n + \Delta x_n). \tag{1.28}$$

Рівняння (1.27), (1.28) є загальними для визначення Φ^* за заданою функцією Φ. Відповідно, для цього необхідно визначити величини $\Delta x_i(\tau)$, $i = \overline{1, n}$, а потім підставити майбутні значення координат системи $x_i + \Delta x_i$ у рівняння поверхні перемикання системи без запізнювання.

Недоліком методу компенсації запізнювання є те, що отримувана оптимальна поверхня перемикання в компенсованих системах в області початку координат фазового простору виявляється неоднозначною. За певних початкових умов рух в системі стає неоптимальним: збільшується число інтервалів перемикання, зростає час

перехідного процесу, при цьому відхилення фазової траєкторії від оптимальної може бути суттєвим і різним, але оцінити його заздалегідь складно. Позбутися від цього недоліку можна лише шляхом використання при синтезі оптимальних систем із запізненням спеціальних підходів.

Компенсація запізнювання за методом Бесса без порушення оптимальності фазової траєкторії можлива тільки у випадку, якщо область, в якій система втрачає ознаки оптимальної, дорівнює нулю для кожного інтервалу управління. Це рівнозначно умові:

$$t j \geq \tau, j = \overline{1, n}, \tag{1.29}$$

де t_j – тривалість j – го інтервалу керування.

Існує метод, який передбачає збільшення інтервалів керування з тривалістю $t_j \leq \tau$. Після чого основною метою є знаходження на цих інтервалах такої функції керування $u_i = \phi_i(x)$, після реалізації якої, $t_j = \tau$ за таких самих початкових і кінцевих умов для фазових координат на цих інтервалах, знайдених на цих інтервалах без компенсації.

Таким чином, при компенсації запізнювання в оптимальних системах за методом Бесса до звичайних обмежень по фазовим координатах керуючого впливу необхідно ще додавати обмеження виду (1.29). Ця обставина призводить до введення в оптимальний регулятор додаткових логічних блоків і пристроїв, що істотно ускладнює систему. На практиці обмежуються застосуванням наближених (квазіоптимальних) алгоритмів керування, в основу яких покладено лінійна апроксимація поверхні перемикання поблизу початку координат фазового простору. При цьому повністю компенсувати вплив запізнювання на динаміку системи не вдається, хоча амплітуда виникаючих автоколивань значно зменшується в порівнянні з некомпенсованою системою.

Інший підхід засновано на використанні в законі керування прогнозованих координат регульованої величини і її похідних. Розглянемо задачу прогнозованого оптимального за швидкодією керування системою, незмінна частина якої складається з ланки запізнювання, інтегруючого і аперіодичних ланок, включених послідовно. У основу такого методу покладено оптимальний за швидкодією закон керування

подібною системою без запізнювання, в якому замість поточних координат об'єкту використовується їх прогнозовані значення. Недоліком цього методу є необхідність моделювання запізнювання і проведення операцій диференціювання, а також наявність великого числа елементів, що потребують налаштування. Крім того, для управління об'єктами з невеликим самовирівнюванням деякі коефіцієнти приймають неприпустимо великі значення, тому при реалізації системи, використання сигналу по похідній від регульованої величини в законі керування не рекомендується. У цьому випадку керуючий вплив регулятора є функцією лише двох сигналів – сигналу від регульованої величини і сигналу додаткового нелінійного динамічного зворотного зв'язку. Як показали дослідження, застосування такого регулятора дозволяє приблизно в два рази збільшити швидкодію системи.

Як приклад, розглянемо об'єкт:

$$a\ddot{x} = u(t - \tau), \tag{1.30}$$

а оптимальний за швидкодією регулятор – рівнянням

$$u(t) = -U_{max}\, sign\left(x_n + \frac{\dot{x}_n|\dot{x}_n|}{2}a\right), \tag{1.31}$$

де прогнозовані координати отримані через поточні значення координат об'єкту керування x_t і $\dot{x}_t$.

$$\begin{cases} x_n = \dfrac{1}{ap^2}[1 - e^{-p\tau} - \mathrm{e}^{-p\tau}\tau p]u + x_t + x_t\tau; \\ \dot{x}_n = \dfrac{1}{ap^2}[1 - e^{-p\tau}]. \end{cases} \tag{1.32}$$

Показано [35], що для забезпечення стійкості в такій системі в передавальних функціях

$$\begin{cases} g_x(p) = [1 - e^{-p\tau} - \mathrm{e}^{-p\tau}\tau p]; \\ g_{\dot{x}}(p) = [1 - e^{-p\tau}], \end{cases} \tag{1.33}$$

необхідно мати ідеальну ланку запізнювання і диференціатор.

Для об’єктів, що описуються рівнянням виду:

$$a\ddot{x} + x = u(t - \tau)\,; a_1\dddot{x} + a_2\ddot{x} + a_3\dot{x} = u(t - \tau), \tag{1.34}$$

передавальні функції оптимальної системи $g_x(p)$ і $g_{\dot{x}}(p)$ повинні також складатися з ідеальних ланок запізнювання і диференціювання, технічна реалізація

яких досить складна. Однак передавальні функції $g_x(p)$ і $g_{\dot{x}}(p)$ можна легко реалізувати, якщо використовувати логічний блок, який формує імпульс тривалістю τ і дельта-функцію, помножену на τ. При цьому, для формування імпульсу тривалістю τ необхідно мати реле часу, а для формування дельта-функції – імпульсний пристрій. У якості керованих моделей $1/ap^2$ і $1/ap$ можна використовувати пасивні та активні RC-фільтри. У разі керування об'єктом n-го порядку з запізненням логічний блок повинен при перемиканнях керування формувати n імпульсів для управління відповідними моделями. Згідно з результатами дослідження запропонований метод реалізації оптимального за швидкодією прогнозованого управління дозволяє зменшити амплітуду автоколивань, що виникають в системах із запізненням приблизно в 3–4 рази.

Також для оптимального керування лінійними об'єктами із запізненням використовуються ітераційні методи і, зокрема, управління з прогнозуванням на швидкодіючих електронних обчислювальних машинах (ЕОМ). Особливість такого підходу – отримання в прискореному масштабі часу майбутніх станів системи і вибір на їх підставі оптимальних керуючих впливів. У момент перемикання в системі встановлюється проходження одного із сімейства прогнозованих траєкторій через початок координат фазової площини, що фіксується логічним пристроєм, який видає команду на реверс об'єкта. Таким чином, якщо компенсація часового запізнювання за методом Бесса здійснюється випередженням на τ реверсуванням системи (що практично важко здійснимо в силу неоднозначності нової лінії перемикання), то в даній системі запізнювання компенсують зміною граничних умов, на відповідність яким перевіряються прогнозовані фазові траєкторії.

Метод синтезу оптимальних за швидкодією систем управління об'єктами з запізненням, запропонований А. Т. Фуллером. Розглянемо лінійні об'єкти, що містять ланки чистого запізнювання в каналі управління:

$$\frac{dX}{dt} = AX + Bv, \tag{1.35}$$

де A і B – матриці стану та управління розмірністю $n \times n$ і $1 \times m$ відповідно;

$$V = \begin{cases} \Phi_0(t-\tau), & 0 \le t \le \tau \\ u(t-\tau), & \tau \le t \le \infty \end{cases} \tag{1.36}$$

– вихід ланки запізнювання; $\Phi_0(t)$ – початкова функція; $u(t)$ – скалярне управління.

За відсутності запізнювання оптимальне керування являє собою функцію координат стану цієї системи:

$$u(t) = -sign\ f\left(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\right), 0 \le t < \infty \tag{1.37}$$

За наявності запізнювання оптимальне управління є функція випереджених на час τ координат стану об'єкта:

$$u(t) = -sign\ f\left(x_1(t+\tau), x_2(t+\tau), \dots, x_n(t+\tau)\right) \tag{1.38}$$

Ця функція має такий же вигляд, як і за відсутності запізнювання. Таким чином, для визначення оптимального управління системою необхідно виразити випередження значення $x_1(t+\tau)$, $x_2(t+\tau)$,...,$x_n(t+\tau)$ через поточні координати стану. При цьому виходять із умови, що величина $X(t+\tau)$ – відклик системи у момент часу $t+\tau$ на вхід $v(t+S)$, $0 \le S < \tau$ і початкові умови $x_1(t)$, $x_2(t)$,...,$x_n(t)$, який в матричній формі може бути представлений у вигляді:

$$X(t+\tau) = e^{Am} X(t) + \int_0^{\tau} e^{A(t-S)} BW(t-\tau+S)dS. \tag{1.39}$$

На основі вищевказаного можна отримати:

$$u(t) = -sign\ f\left\{ e^{Am} X(t) + \int_0^{\tau} e^{A(t-S)} BW(t-\tau+S)dS \right\}, \tag{1.40}$$

де функція $W(t-\tau+S)$ описує динамічний стан ланки чистого запізнення для часового інтервалу $0 \le t < \infty$:

$$W(t-\tau+S) = u(t-\tau+S), 0 \le S < \tau; \tag{1.41}$$

для інтервалу $0 \le t < \tau$

$$W(t-\tau+S) = \begin{cases} u(t-\tau+S), & t-\tau \le S < \tau \\ \Phi_0(t-\tau+S), & 0 \le S < \tau - t \end{cases}, \tag{1.42}$$

де S – розподілений параметр ланки запізнювання;

$\Phi_0(t-\tau+S)$ – початкова функція розподілена по ланці запізнювання.

Однак щоб здійснити реалізацію оптимального закону виду (1.42) необхідно формувати додаткові сигнали, що визначаються функціоналом

$$\int_0^{\tau} e^{A(t-S)} BW(t-\tau+S)dS\,. \qquad (1.43)$$

У деяких умовах це можливо здійснити. Часто ж виміряти стан запізнювання виявляється взагалі неможливим. Тому пропонується використовувати в регуляторі модель запізнювання. Входом в модель є вихід з регулятора *u(t)*. Регулятор вимірює стан запізнювання моделі замість стану запізнювання об'єкта. Аналітично введення моделі запізнювання рівносильно заміні функціоналу (1.43) на функціонал виду:

$$\int_0^{\tau} e^{A(t-S)} Bu(t-\tau+S)dS\,. \qquad (1.44)$$

Протягом першого інтервалу тривалістю τ стан запізнювання моделі об'єкта і запізнювання об'єкта не однакові, так що управління на даному інтервалі не оптимальне. Для $t>\tau$ стан запізнювання моделі і стан запізнювання об'єкта збігаються і, таким чином, керування оптимальне після першого інтервалу запізнювання. Дане керування можна визначити як квазіоптимальне. При цьому проблема формування функціоналів стану запізнювання моделі все ще суттєва, хоча технічно не така складна, як для запізнювання об'єкта. З огляду на це, пропонується інший метод наближеної реалізації оптимального закону виду (1.38) і (1.39). Сутність його полягає в тому, що лінійний функціонал (1.44) визначається шляхом пропускання сигналу *u(t)* через фільтр з векторної передавальної функцією виду:

$$f(p) = g(p) - e^{A\tau} g(p) e^{-p\tau}, \qquad (1.45)$$

де *g(p)* – векторна передавальна функція об’єкта.

Для технічної реалізації *f(p)* необхідно мати модель об'єкта, блок запізнювання і множний блок з коефіцієнтом $e^{A\tau}$. Схема квазіоптимальної системи керування в цьому випадку близька до схеми випереджувача Сміта і має спільні з ним недоліки, які полягають в тому, що до уваги береться початкова функція ланки запізнювання і потрібно досить точне моделювання ланки запізнювання в регуляторі.

Можна зробити висновок, що синтез строго оптимальних за швидкодією законів управління для лінійних об'єктів з запізненням призводить в більшості випадків до схем оптимальних регуляторів, реалізація яких в реальних умовах або

неможлива, або зовсім недоцільна з огляду на значних витрат і складності апаратурного оформлення.

У книзі [35] автори запропонували методи синтезу квазіоптимальних по швидкодії алгоритмів, що дозволяють побудувати регуляторів для ТП з запізненням. Метод заснований на апроксимації функціональних складових оптимального закону довільним числом відрізків. Лінійна апроксимація дозволяє отримати квазіоптимальний алгоритм управління в явному вигляді і досить просто розробити схему квазіоптимальної за швидкодією системи. Описані процедури отримання квазіоптимальних по швидкодії законів управління для об'єктів з запізненням, як в керуючих, так і в проміжних координатах.

Найбільш часто використовуються принципи побудови і методики синтезу оптимальних регуляторів для об'єкта з запізненням, засновані на методі випередження координат вектора стану. Суть його полягає в тому, що оптимальний закон керування в системі з запізненням формується при тих же значеннях коефіцієнтів регулятора, що і для системи без запізнення, але з використанням випередження вектора стану.

Головним недоліком структури з випереджувачем є збільшення похибки прогнозування координат вектора стану при малих періодах квантування в зв'язку з неточністю моделі і збільшенням числа циклів рішення системи рівняння.

Підсумовуючи вищенаведений аналіз, виникає необхідність розробки адаптивного до зміни характеристик сигналу $x(t)$ і $N(t)$ шуму фільтра-предиктора.

1.4.Методи фільтрації та прогнозування сигналів

Відповідно до [37] алгоритми оцінювання стану динамічних систем ґрунтуються на рекурсивних обчислювальних схемах, які дуже зручні для комп’ютерної реалізації та практичного застосування. Без них неможливо обійтись при створенні систем керування та прогнозування, які працюють в реальному часі. Розглянемо рекурсивне оцінювання вимірів на фоні шумових складових, зокрема

стосовно можливостей застосування фільтра Калмана, його алгоритмізацію, переваги та недоліки.

Дискретний фільтр Калмана описується множиною рекурсивних матричних рівнянь. У основі фільтра лежить розв'язок рівняння Ріккаті, який дає можливість визначити оптимальне значення матричного коефіцієнта фільтра.

Нестаціонарна лінійна система описується в дискретному часі рівняннями із змінними коефіцієнтами:

$$x(k) = A(k, k-1)x(k-1) + B(k, k-1)u(k-1) + w(k-1), \qquad (1.46)$$

де *x(k)* – *n*-вимірний вектор станів системи ;

A(k,k-1) – [$n \times n$] – матриця динаміки системи (вона містить коефіцієнти, що характеризують динаміку, тобто швидкість зміни станів у часі – матриця станів); *B(k,k-1)* – [$n \times m$] матриця коефіцієнтів керування; *u(k-1)* – *m*-вимірний вектор детермінованих вхідних величин (сигнали керування) ; *w(k-1)* – *n*-вимірний вектор випадкових зовнішніх збурень. Подвійний часовий аргумент *(k,k-1)* означає, що величина з цим аргументом використовується в момент *k*, але її значення ґрунтується на попередніх даних, які відомі на момент *k-1* включно. Може використовуватись спрощений запис матриць з одним аргументом *A(k)* та *B(k)*. Стаціонарна система описується матрицями із постійними коефіцієнтами *A* і *B*. Дискретний час *k* пов'язаний із неперервним часом *t* періодом дискретизації вимірів T_s наступним чином: $t=kT_s$.

Класична постановка задачі фільтрації передбачає, що послідовність зовнішніх збурень *w(k)* задовольняє властивості білого гаусового шуму із нульовим середнім значенням і коваріаційною матрицею *Q*:

$$E[w(k)] = 0, \forall k;$$

$$E\left[w(k)w^T(j)\right] = Q(k)\delta_{kj},$$

де δ_{kj} – дельта-функція Кронекера; *Q(k)* – додатно визначена коваріаційна матриця зовнішніх збурень стану розмірності [$n \times n$]. Діагональні елементи матриці являють собою дисперсії компонент вектора збурень *w(k)*.

Початковим станом системи x_0 можна вважати випадкові змінні з відомими статистиками:

$$E\left[x_0\right] = x_0;\ E\left[x_0 x_0^T\right] = M;\ E\left[w(k)x_0^T\right] = 0, \forall k.$$

Припускаючи, що вектор вимірів *z(k)* вихідних змінних доступний у будь-який момент часу t_k, а його компоненти лінійно пов'язані із вектором стану і на них впливає шум вимірів:

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k), \tag{1.47}$$

де *H(k)* – матриця $[r \times n]$ спостережень; *v(k)* – *r*-вимірний вектор випадкових величин шуму вимірів із відомими статистиками:

$$E[v(k)] = 0;\ E\left[v(k)v^T(j)\right] = R(k)\delta_{kj},$$

де *R(k)* - додатно визначена коваріаційна матриця шумів вимірів розмірністю $[r \times r]$, діагональні елементи якої є дисперсіями адаптивного шуму в кожному каналі вимірів. Шум вимірів також задовольняє властивості білого гаусового, некорельованого із зовнішнім збуренням *w(k)* і початковим станом системи:

$$E\left[v(k)w^T(j)\right] = 0, \forall k, j;$$

$$E\left[v(k)x_0^T\right] = 0, \forall k.$$

Для визначення визначеної вище системи з вектором стану *x(k)* необхідно знайти оцінку стану $\hat{x}(k)$ у момент часу t_k як лінійну комбінацію оцінки $\hat{x}(k-1)$ у момент часу t_{k-1} і останнього виміру *z(k)*. Оцінка $\hat{x}(k)$ обчислюється як найкраща за мінімумом середнього значення сума квадратів оцінок похибок:

$$E\left[\left(\hat{x}(k) - x(k)\right)^T\left(\hat{x}(k) - x(k)\right)\right] = \min_K, \tag{1.48}$$

де *x(k)* – детерміноване значення вектору стану, яке може бути обчислене за допомогою детермінованої складової математичної моделі процесу; *K* – оптимальний матричний коефіцієнт фільтра, обчислений в результаті розв'язання оптимізаційної задачі.

Оцінка $\hat{x}(k)$ є лінійною комбінацією оцінки $\hat{x}(k-1)$ у попередній момент і значення вимірювального вихідного вектора *z(k)* у момент часу t_k:

$$\hat{x}(k) = A(k)\hat{x}(k-1) + K(k)[z(k) - H(k)A(k)\hat{x}(k-1)] \tag{1.49}$$

Структура рівняння у просторі станів зручна для використання з метою обчислення короткострокового прогнозу. Дискретне рівняння динаміки стохастичної системи у просторі станів (без врахування детермінованого керуючого впливу):

$$x(k+1) = Fx(k) + w(k), \tag{1.50}$$

де $w(k)$ – збурювальний процес білого шуму з нульовим середнім та скінченною постійною коваріацією $Q(k)$. Функція прогнозування на один крок можна знайти як умовне математичне сподівання:

$$\hat{x}(k+1|k) = E_k[x(k+1)] = Fx(k), \tag{1.51}$$

$\hat{x}(k+1)$ – прогноз на один крок на основі інформації на момент k включно. Дана функція дозволяє обчислити прогноз на довільну кількість кроків.

У практиці впровадження алгоритмів оптимальної фільтрації часто зустрічаються випадки, за яких фільтр Калмана характеризується «розбіжністю». Елементи коваріаційної матриці похибок оцінок вектору стану не збігаються до усталених значень, а набувають великих значень. Розбіжність алгоритму Калманівської фільтрації зумовлена наступними причинами:

1. Модель процесу (1.46) (1.47) (матриці $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$, $\boldsymbol{H}$) має недостатню ступінь адекватності динамічній системі. Особливу увагу необхідно звернути на якість даних, на основі яких оцінено коефіцієнти (параметри) моделі. Якщо дані недостатньо інформативні, то побудувати адекватну досліджуваному режиму функціонування процесу модель практично неможливо.

2. Некоректне визначення початкових умов – коваріаційної матриці похибок оцінок початкового стану системи $\boldsymbol{P}(0)$, які сильно впливають на якість функціонування фільтра в перехідному режимі.

3. Значення коваріаційних матриць $\boldsymbol{Q}$ і $\boldsymbol{R}$ невідомі або відомі із значними похибками. У такому випадку необхідно збирати додаткову інформацію про процес та/або застосовувати алгоритм адаптивної фільтрації. Якість фільтрації можна оцінювати за допомогою діагональних елементів коваріаційної матриці похибок фільтрації $\boldsymbol{P}(k)$.

4. Вимірювальні (статистичні) дані не відповідають вимогам якості (наявні значні пропуски, великі викиди, існують значні періоди з постійними значеннями).

5. Припущення щодо розподілу та/або статистичних характеристик збурень стану та похибок (шуму) вимірів не відповідають дійсності.

6. Іноді для спрощення алгоритму при застосуванні його в реальному часі використовують постійні коефіцієнти фільтра, що також може призводити до великих похибок в оцінках стану досліджуваного процесу.

7. Комбінації вказаних причин та помилки програмування алгоритму.

Враховуючи проаналізовані недоліки і причини розбіжності Калманівської фільтрації, а також методи компенсації запізнення, більшість яких базуються на використанні прогнозованих значень сигналу, є актуальним розглянути фільтрацію сигналів вимірювальних пристроїв та сигналів керування. У даній роботі сигнал розглядається, як часовий ряд точок даних, проіндексованих в хронологічному порядку. Найчастіше часовий ряд є послідовністю, взятою на рівновіддалених точках в часі, які йдуть одна за одною. Таким чином, він є послідовністю даних дискретного часу. Тобто як вхідний сигнал розглядається інформація отримана із первинного вимірювального перетворювача і може бути представлена у вигляді ряду значень, виміряних у певний момент часу (на *k*-тому кроці).

Для отримання прогнозованого значення сигналу у певний момент часу застосовують різні методи. Разом із задачею прогнозування розглядаються методи згладжування часових рядів, так як процес згладжування є важливим елементом у процесі обробки сигналу і використовується для зменшення впливу випадкового компонента, наприклад, для зменшення зсуву у МНК (1.13).

За рахунок нестаціонарності параметрів елементів системи, збурюючих впливів, шумів у даній роботі розглядаються методи адаптивної фільтрації [37–48] та прогнозування сигналів. Ці методи є актуальними у випадках, коли розділення корисного сигналу від шуму по чітко визначених смугам частот є неможливим або смуги частот корисного сигналу і шуму перетинаються, параметри корисного сигналу нестаціонарні, смуга шумових частот невідома або змінюється.

Відповідно до [38] адаптивний фільтр – цифровий фільтр з характеристиками, які налаштовуються самостійно. Зазвичай адаптивний фільтр складається з двох частин: цифрового фільтра зі змінними коефіцієнтами та алгоритму адаптації, який використовується для налаштування коефіцієнтів фільтра (рис. 1.3)

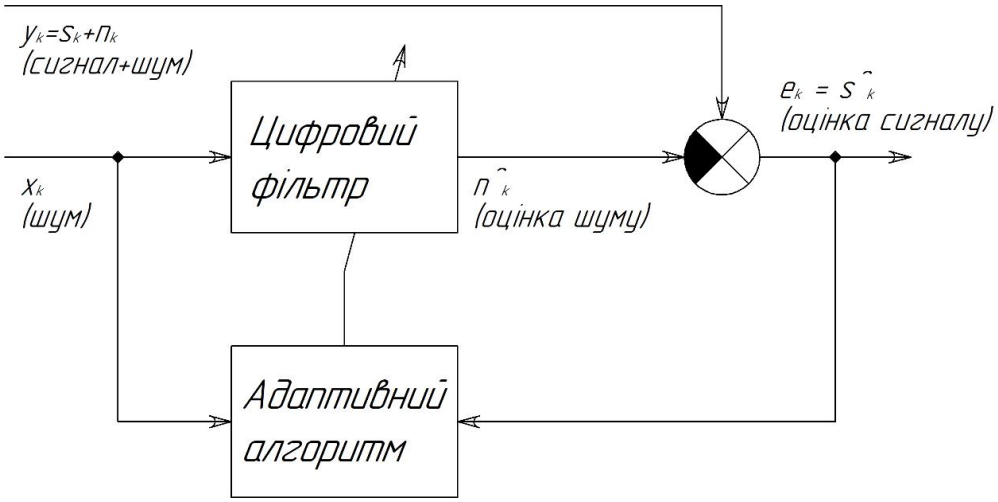


Рис. 1.3. Блок-схема адаптивного фільтра

На вхід адаптивного фільтра одночасно подаються два сигнали y_k і x_k. Сигнал y_k містить корисний сигнал s_k і шум n_k, передбачається, що ці сигнали не корелюють. Сигнал x_k – це ступінь спотвореності сигналу (забрудненості шумом), який корелює з n_k. У цифровому фільтрі сигнал x_k обробляється для визначення оцінки $\widehat{n_k}$ сигналу n_k. Оцінка корисного сигналу визначається як різниця спотвореного сигналу y_k і вихідного сигналу цифрового фільтра [38]:

$$\widehat{s_k} = y_k - \widehat{n_k} = s_k + n_k - \widehat{n_k}. \quad (1.52)$$

Основною задачею у даній моделі є визначення оптимальної оцінки шуму у зашумлених сигналах і відповідно оптимальної оцінки бажаного сигналу. Для цього $\widehat{s_k}$ подається у ланцюг зворотного зв’язку, де на основі даного сигналу і адаптивного алгоритму регулюються коефіцієнти цифрового фільтра для мінімізації шумового спотворення в сигналі $\widehat{s_k}$. У даному випадку фільтр може використовуватись як для активного шумозаглушення так і для лінійного прогнозування, адаптивного визначення сигналу і адаптивного керування.

У адаптивних цифрових фільтрах можуть застосовуватись як фільтри зі скінченною імпульсною характеристикою (нерекурсивний фільтр) так і фільтри із нескінченною імпульсною характеристикою (рекурсивний фільтр). Розглядаючи структуру нерекурсивного фільтру (рис. 1.4) вихідні значення фільтра визначаються як:

$$\hat{n}_k = \sum_{i=0}^{N-1} w_k(i) x_{k-i}\,, \tag{1.53}$$

де $w(i)$, $i = 0,1,\ldots$ – регульовані коефіцієнти фільтра (вагові коефіцієнти), $x_k(i)$, $\hat{n}_k$ – вхідні і вихідні значення сигналів фільтра відповідно.

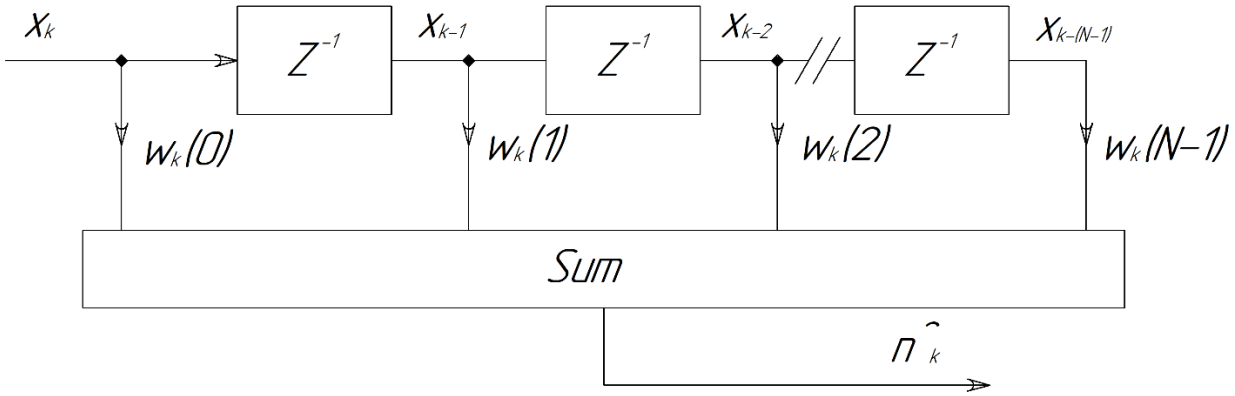


Рис. 1.4. Структура фільтра зі скінченною імпульсною характеристикою

Для налаштування коефіцієнтів цифрового фільтра використовуються адаптивні алгоритми в яких сигнал похибки e_k мінімізується відповідно певного критерію.

Частину адаптивних алгоритмів розглядають як апроксимацію дискретного фільтра Вінера (рис. 1.5). На фільтр одночасно надходять два сигнали y_k і x_k. Зазвичай y_k містить компонент, який корелює з x_k, і компонента, який не корелює з x_k. Фільтр Вінера дозволяє отримати оптимальну оцінку у тій частині, яка корелює з x_k, після чого дане значення віднімається від y_k, отримуючи e_k.

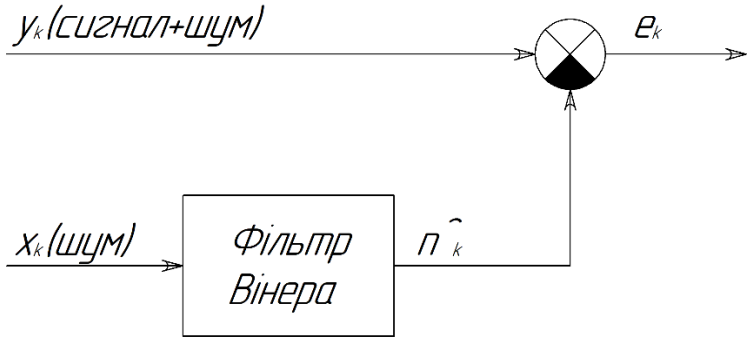


Рис. 1.5. Структура фільтра Вінера

У випадку, якщо у якості фільтра застосовується нерекурсивний алгоритм значення похибки між входом і виходом:

$$e_k = y_k - \hat{n}_k = \ y_k - W^T X_k = \ y_k - \sum_{i=0}^{N-1} w_k(i) x_{k-i}\,, \tag{1.54}$$

де X_k і W – вектори вхідного сигналу і вагових коефіцієнтів відповідно.

Квадрат похибки:

$$e_k{}^2 = y_k{}^2 - 2y_k W X_k{}^T + W^T X_k W X_k{}^T. \tag{1.55}$$

Для отримання середньоквадратичної похибки J необхідно знайти математичне очікування обох частин (1.55):

$$J = E[e_k{}^2] = E[y_k{}^2] - 2E\left[y_k W X_k{}^T\right] + E\left[W^T X_k W X_k{}^T\right] = \\ = \sigma^2 + 2P^T W + W^T R W, \tag{1.56}$$

де E – математичне очікування, $\sigma^2 = E[y_k{}^2]$ – дисперсія y_k, $P = E\left[y_k X_k\right]$ – N-компонентний вектор взаємної кореляції, $R = E\left[X_k X_k{}^T\right]$ – автокореляційна матриця $N \times N$. Графік залежності середньоквадратичної похибки від коефіцієнтів W має форму чашеподібної поверхні (поверхня продуктивності) з однозначно визначеною нижньою точкою (рис. 1.6.).

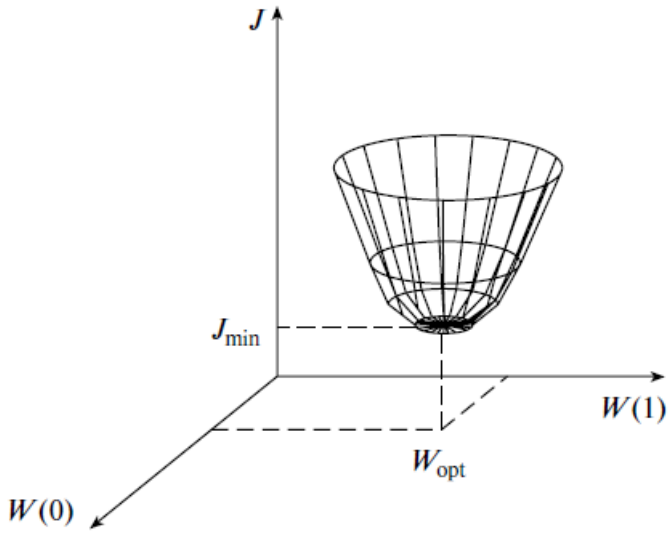


Рис. 1.6. Поверхня продуктивності

Градієнт поверхні продуктивності:

$$\nabla = \frac{dJ}{dW} = -2P + 2RW. \tag{1.57}$$

Кожен набір коефіцієнтів *w(i)* відповідає точці на поверхні. У точці мінімума градієнт рівний нулю і вектор вагових коефіцієнтів фільтра досягає оптимального значення W_{opt}:

$$W_{opt} = R^{-1} P. \tag{1.58}$$

Формула (1.58) є рівнянням Вінера-Хопфа. Задача адаптивної фільтрації полягає в налаштуванні вагових коефіцієнтів фільтра за допомогою адаптивного алгоритму, який забезпечить досягнення оптимальної точки на поверхні продуктивності.

Використання вінерівських фільтрів обмежене наступними недоліками:

- необхідність використання автокореляційної матриці R і вектору взаємної кореляції P, у випадку коли обидві величини є невідомими;
- фільтри передбачають обернення матриць, що є трудомістким процесом;
- нестаціонарність сигналів призводить до зміни матриць R і P, що веде до багатократного обрахунку W_{opt}.

Серед найбільш поширених алгоритмів адаптивної фільтрації виділяють МНК, РМНК і фільтр Калмана. З точки зору обчислювальної складності і вимогам до пам'яті ЕОМ найбільш ефективним вважається адаптивний МНК фільтр. Одним із найбільш поширених адаптивних алгоритмів є МНК, розроблений групою Уідроу [38]. Замість обрахунку W_{opt} за один крок по формулі (1.58) у даній моделі коефіцієнти налаштовуються при послідовній обробці вибірок з мінімізацією середньоквадратичної похибки. Модель найменших квадратів базується на алгоритмі найшвидшого спуску, вектор вагових коефіцієнтів оновлюється при обробці вибірок:

$$W_{k+1} = W - \mu \nabla_k, \tag{1.59}$$

де W_k, ∇_k – вектори вагових коефіцієнтів і дійсного градієнта відповідно в *k*-тий момент вибірки; параметр μ визначає стійкість і швидкість збіжності.

Алгоритм найшвидшого спуску по формулі (1.59) потребує знання матриць R і P, оскільки вони необхідні для визначення ∇_k. Алгоритм найменший квадратів є практичним методом оцінки вагових коефіцієнтів фільтра W_k у реальному часі без обернення матриць або прямого обрахунку автокореляційної матриці і вектора

взаємної кореляції. Алгоритм Уідроу-Хопфа послідовного оновлення вагових коефіцієнтів:

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu e_k X_k, \tag{1.60}$$

де $e_k = y_k - W^T X_k$.

Алгоритм найменших квадратів не потребує апріорних знань статистик сигнала (матриць R і P), а використовує їх миттєві оцінки. Після процесу адаптації, коефіцієнти набувають певних значень за умови збіжності:

$$0 < \mu > \frac{1}{\lambda_{max}}, \tag{1.61}$$

де λ_{max} – максимальне власне значення коваріаційної матриці даних. На практиці W_k ніколи не досягає теоретичного максимуму (розв'язок Вінера), а коливається навколо цього значення.

Модель МНК має ряд обмежень. У стаціонарному середовищі поверхня продуктивності має постійну форму і орієнтацію, а характеристики фільтра сходяться до оптимального значення або коливаються навколо нього. Якщо статистики сигналу змінюються після збіжності вагових коефіцієнтів до оптимального значення, характеристика фільтра повинна перейти до нового набору оптимальних значень, шляхом повторного налаштування вагових коефіцієнтів. Зміна статистик сигналу має відбуватись повільно, щоб коефіцієнти встигали набувати оптимальних значень між змінами. У випадку нестаціонарного середовища алгоритм повинен не лише знаходити точку мінімуму на поверхні продуктивності, а і відслідковувати зміну її положення, що значно знижує продуктивність, а у деяких випадках призвести до розбіжності коефіцієнтів фільтра.

Алгоритми оцінювання стану динамічних систем ґрунтуються на рекурсивних обчислювальних схемах [37], які дуже зручні для комп'ютерної реалізації та практичного застосування. Розглянуто недоліки та переваги рекурсивних алгоритмів у порівнянні із нерекурсивними схемами обчислень. Спочатку розглянемо загальний принцип рекурсивного оцінювання даних [37, 49–58], який буде використано при побудові алгоритмів оптимального оцінювання (фільтрації). Принцип рекурсивного

оцінювання можна пояснити на прикладі обчислення поточного вибіркового середнього значення часового ряду статистичних або експериментальних даних:

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} x(i) \tag{1.62}$$

де $\bar{x}(k)$ – оцінка середнього значення послідовності *x(k)* . Формулу для середнього значення представимо у вигляді:

$$\bar{x}(k) = \frac{k-1}{k-1}\cdot\frac{1}{k}\left[\sum_{i=1}^{k-1}\bar{x}(i) + x(k)\right] = \frac{k-1}{k}\cdot\frac{1}{k-1}\left[\sum_{i=1}^{k-1}\bar{x}(i) + x(k)\right] =$$

$$= \left(1-\frac{1}{k}\right)\left[\frac{1}{k-1}\sum_{i=1}^{k-1} x(i) + \frac{1}{k-1}x(k)\right] = \left(1-\frac{1}{k}\right)\left[\bar{x}(k-1) + \frac{1}{k-1}x(k)\right] =$$

$$= \bar{x}(k-1) - \frac{1}{k}\bar{x}(k-1) + \frac{1}{k}x(k) \tag{1.63}$$

Рівняння (1.63) має рекурсивну форму. Другий член у правій частині останньої формули призначений для корекції оцінки середнього в момент *k*. Отримано рівняння у формі, подібній до основного рівняння фільтра Калмана. Таке рівняння можна вважати рівнянням оцінювання поточного середнього фільтра Калмана з нестаціонарним коефіцієнтом, який дорівнює 1/*k*.

Перевагою рекурсивного рівняння порівняно з нерекурсивною формою полягає у тому, що рекурсивне не потребує запам’ятовування всієї вибірки значень *x(k)*, а середнє значення оцінки може перебувати в будь-якому інтервалі. Воно ґрунтується на оцінці отриманій у попередній момент часу та на поточних вимірах. Зі збільшенням *k* $\bar{x}(k)$ прямує до константи. Тому вираз (1.63) можна використати для оцінювання середнього тільки на коротких часових інтервалах. Оцінювання і прогнозування середнього на довгих часових інтервалах потребує моделей поточного середнього, наприклад поліномів від часу або інших детермінованих функцій.

Відповідно до [37] одним із поширених рекурсивних методів є РМНК, який використовує модель найменших квадратів (рис. 1.7).

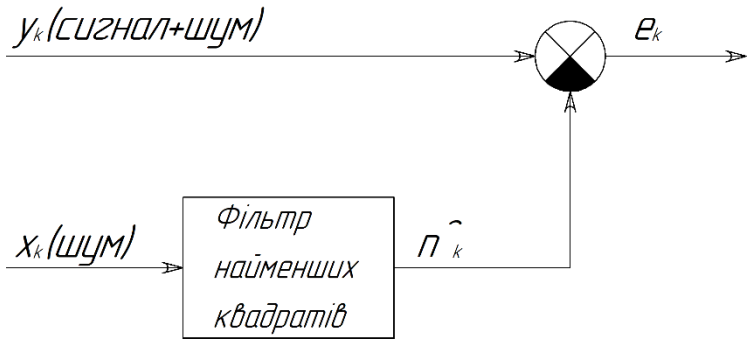


Рис. 1.7. Структура метода найменших квадратів

Вхідний і вихідний сигнали пов’язані між собою наступною регресійною моделлю:

$$y_k = \sum_{i=0}^{n-1} w(i)x(i) + e_k, \tag{1.64}$$

де e_k – похибка вимірів або інші апріорі не відомі ефекти. Задача моделі найменших квадратів полягає у визначенні оцінок величин *w(0)…w(n-1),* використовуючи $x_k(i)$ та y_k. Оптимальні оцінки вагових коефіцієнтів визначаються як:

$$W_m = \left[X_m^T X_m\right]^{-1} X_m^T Y_m. \tag{1.65}$$

Рівняння (1.65) визначає оптимальну оцінку W_m за моделлю найменших квадратів, яку можна отримати за допомогою методів обернення матриць. Таким чином вихід фільтра може бути представлений як:

$$\hat{n_k} = \sum_{i=0}^{n-1} \hat{w}(i)x_{k-i}\,, k = 1,2,\dots,m. \tag{1.66}$$

Визначення W_m по (1.65) потребує трудомісткого обчислення оберненої матриці, що складно реалізувати в системах фільтрації в реальному часі. На практиці при неперервному отриманні даних є необхідність застосування рекурсивних методів. Рекурсивний алгоритм може бути реалізованим, якщо враховувати дані з експоненціально затухаючими ваговими коефіцієнтами для того щоб позбавитись від впливу застарілих даних на W_m, що дозволяє відслідковувати зміни характеристик сигналу:

$$W_k = W_{k-1} + G_k e_k, \tag{1.67}$$

$$P_k = \frac{1}{\gamma}\left[P_{k-1} - G_k x^T(k) P_{k-1}\right], \tag{1.68}$$

де

$$G_k = \frac{P_{k-1}x(k)}{\alpha_k},$$

$$e_k = y_k - x^T W_{k-1},$$

$$\alpha_k = \gamma + x^T P_{k-1}x(k).$$

Введення P_k дозволяє рекурсивно обчислювати обернену матрицю $\left[X_m^T X_m\right]^{-1}$. Аргумент k вказує на те, що величини обраховуються в кожен момент отримання вибірки; γ називається коефіцієнтом забування. Якщо $\gamma = 1$ даний метод зводиться до моделі МНК. Число попередніх вибірок, що впливають на W у кожен момент вибірки, називається асимптотичною довжиною вибірки, яка визначається як:

$$\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k = \frac{1}{1-\gamma}. \tag{1.69}$$

Існують дві основні проблеми при реалізації РМНК. Перша пов'язана із випадком, коли значення сигналу $x_k(i)$ протягом значного періоду часу, внаслідок чого матриця P_k буде зростати експоненціально в результаті ділення на γ ($\gamma < 1$) у кожен момент отримання вибірки:

$$\lim_{k\to\infty} P_k = \lim_{k\to\infty} \left(\frac{P_{k-1}}{\gamma_{k-1}}\right). \tag{1.70}$$

Інша проблема пов'язана з чуттєвістю алгоритму до похибок комп'ютерного округлення, у результаті чого матриця P набуває від'ємно визначеною і нестійкою.

Одним із методів непараметричного рекурсивного обчислення є метод експоненціального згладжування. Згладжене значення будується за правилом:

$$\hat{x}(k) = \alpha \cdot x(k) + (1-\alpha) \cdot \hat{x}(k-1), \qquad 0 < \alpha < 1, \tag{1.71}$$

де $\hat{x}(k)$ – згладжене значення сигналу k-го кроку;

α – коефіцієнт згладжування (ваговий коефіцієнт фільтрації);

$x(k)$ – вхідний сигнал на k-му кроці;

$(1-\alpha)$ – другий член ряду нескінченної геометричної прогресії в моделі Брауна, що є ваговим коефіцієнтом другої складової відфільтрованого значення сигналу;

$\hat{x}(k-1)$ – згладжене значення сигналу на *(k-1)* кроці.

Серед методів експоненціального згладжування визначають подвійне і потрійне експоненціальне згладжування Брауна, якщо входом другого і третього етапу згладжування слугує вихід першого і другого часового ряду відповідно. Даний метод також дає можливість отримати прогнозоване значення сигналу на певний період часу.

1.5.Визначення мети та задач дослідження

На основі вищенаведеного аналізу переваг і недоліків існуючих фільтруючих систем, як підсистем ієрархічних структур, де задача фільтрації і компенсації запізнення розглядається, як цілеорієнтована (ідентифікація і керування об’єктом), за базову модель фільтрації та прогнозування було прийнято метод подвійного експоненціального згладжування Брауна, як простого та надійного методу фільтрації та прогнозування сигналу.

Враховуючи природню нестаціонарність і апріорну невизначеність характеристик об’єкта метою даної роботи є створення адаптивного фільтра-предиктора в основі якого лежить метод подвійного експоненціального згладжування Брауна.

Формалізована постановка задачі. Для класу стаціонарних і нестаціонарних процесів в системах керування технологічними процесами:

$$\{Y_i\}, i = 1,2,3, \dots, N;$$
$$E[Y] \neq const, i \in [1,2,3, \dots, N];$$
$$E\left[Y - \hat{Y}\right] \neq const;$$

де $\{Y\}$ – процес, спотворений шумом вимірів та випадковими збуреннями стану.

Необхідно розробити структуру фільтра-предиктора на основі подвійного експоненціального згладжування Брауна для розв’язання задач фільтрації і прогнозування:

$$\hat{y}(k) = E_k[f(y)];$$
$$\hat{y}(k+m) = E_k[f(y)];$$

з метою покращення роботи систем керування технологічним процесом та компенсації запізнення, шляхом визначення корисної складової спотвореного сигналу, мінімізації середньоквадратичної похибки фільтрації, визначення прогнозованих значень сигналів, які несуть інформацію про стан системи в умовах невизначеності та неповноти апріорної інформації.

Застосування фільтра-предиктора у системах керування зображено на структурній схемі системи керування (рис. 1.8)

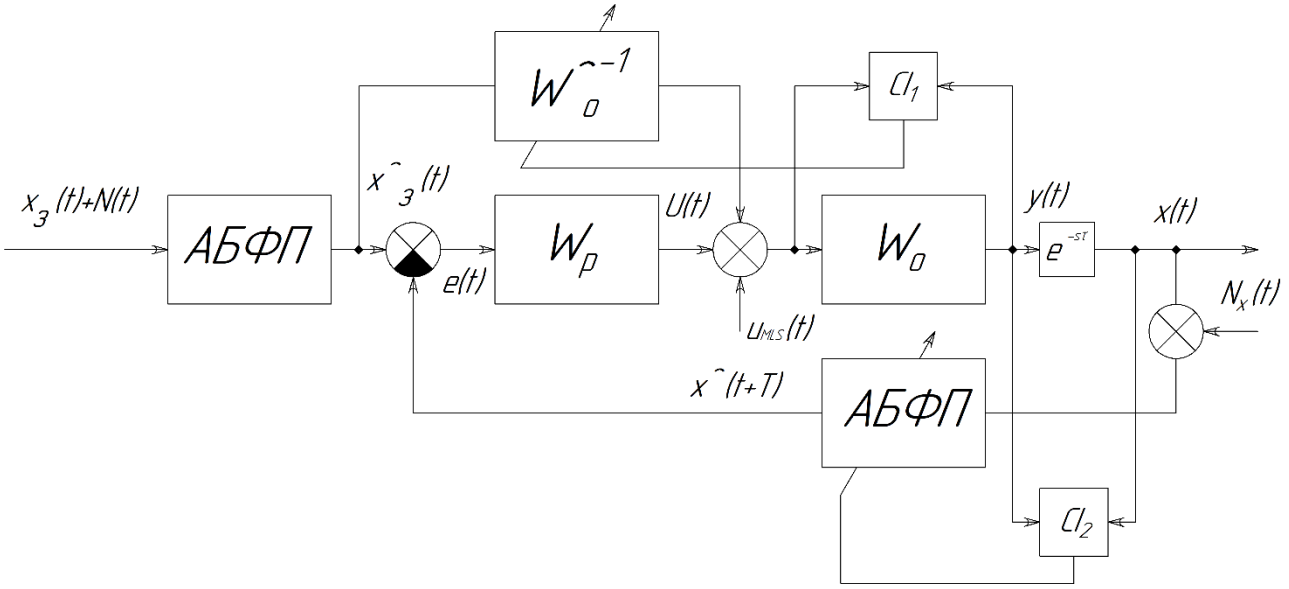


Рис. 1.8. Застосування багаторівневого експоненціального фільтра (*БЕФ*) у системі керування

де *АБФП* – адаптивний багатокаскадний фільтр-предиктор;

W_p, W_o – передавальні функції регулятора і об’єкта керування відповідно;

W_o^{-1} – ланка компенсації динаміки об’єкта керування;

$e^{-s\tau}$ – ланка запізнення;

CI – підсистеми ідентифікації.

Для досягнення даної мети визначено наступні задачі:

– проаналізувати особливості принципу подвійного експоненціального згладжування, визначивши його недоліки;

– вдосконалити принцип подвійного експоненціального згладжування, шляхом створення модифікованої структури фільтруючих одиниць;

– дослідити модифіковану структуру фільтра на предмет впливу параметрів фільтрації та прогнозування на якість результатів отримання згладженого на прогнозованого сигналу;

– провести аналіз джерел інформації для отримання даних про якість фільтрації та прогнозування;

– розробити кілька структур адаптації параметрів фільтра залежно від джерел інформації якості фільтрації та прогнозування;

– провести порівняльний аналіз отриманих структур адаптації параметрів фільтрації і визначити найперспективніші із них;

– створити прототип визначених структур адаптивного фільтра-предиктора у середовищі моделювання та за допомогою мови програмування Matlab;

– провести ряд дослідів розробленого прототипу адаптивного фільтра-предиктора у середовищі моделювання та за допомогою мови програмування Matlab при зміні форми сигналу та параметрів шумів;

– на основі результатів експериментів визначити переваги і недоліки розроблених структур і детермінувати шляхи їх усунення;

– оптимізувати модель структур адаптивного фільтра-предиктора, реалізованого у вигляді скрипту на мові програмування Matlab;

– провести експерименти інтеграції розробленого фільтра-екстраполятора у АСУТП.

Висновки до розділу 1

1. Проведено аналіз задач автоматизації процесів керування об’єктами із запізненням шляхом декомпозиції системи на різні рівні ієрархії, встановлено взаємозв’язки між ними, виділено підсистему фільтрації і прогнозування сигналів.

2. Встановлено, що якість роботи САК значним чином залежить від даних, які описують стан системи (технологічні параметри) у поточний і майбутні моменти часу і надходять до керуючих елементів САК від вимірювальних пристроїв.

3. Досліджено особливості впливу запізнення на якість і стійкість в системах керування ТП та методи, які дозволяють компенсувати запізнення.

4. Визначено шляхи підвищення якості роботи систем керування об’єктами із запізненням, серед яких розробка і інтеграція алгоритмів обробки інформації, які підвищують точність вимірів технологічних параметрів системи, а також дозволяють отримати прогнозовані значення параметрів системи.

5. Проаналізовано існуючі методи обробки даних вимірювальних пристроїв. Встановлено, що існуючі методи забезпечують високу якість роботи за наявності апріорної інформації, яка описує поведінку системи та інформацію про можливі спотворення сигналів системи.

6. З урахуванням недоліків існуючих алгоритмів оцінювання сигналів для подальшої розробки ефективного методу обробки даних за базову модель оцінювання взято експоненціальне згладжування, як простий алгоритм, який дозволяє здійснювати фільтрацію та прогнозування сигналів.

7. Здійснено формалізовану постановку задачі із визначенням завдань, виконання яких дозволить розробити високоефективний метод обробки даних, а також провести експерименти по його впровадженню у системи керування ТП.

РОЗДІЛ 2.
РОЗРОБКА СТРУКТУРИ АДАПТИВНОГО БАГАТОРІВНЕВОГО, БАГАТОКАСКАДНОГО ФІЛЬТРА-ЕКСТРАПОЛЯТОРА

2.1.Структура і принцип дії фільтра-екстраполятора Р. Брауна

Виміри первинними перетворювачами змінних ТП, як об'єкта, що досліджується, подані у вигляді часового ряду, тобто послідовністю значень, яким присвоєно власний номер (індекс). Кожне наступне значення знаходиться на однаковій відстані (кроці) від попереднього. Передбачається, що даний сигнал $x(t)$ має місце, як зв'язок між елементами системи керування і є сумою корисного сигналу (сигнал, що відслідковується) $x(t)^*$ і шумів $N(t)$. Апріорі відомо, що значення сигналу, що відслідковується, $x(t)^*$ є більш низькочастотною функцією, аніж шумів $N(t)$, статистичні характеристики яких не стаціонарні і невідомі.

У якості фільтруючої одиниці візьмемо інерційний фільтр першого порядку:

$$W(p) = \frac{\alpha_1}{p + \alpha_1}, \tag{2.1}$$

де p – оператор Лапласа;

α_1^{-1} – стала часу.

Розглянемо неперервний час t. Зв'язок із дискретним масивом $\{t_k\}$ встановлюється із співставлення диференціального рівняння:

$$\hat{\dot{x}}(t) + \alpha_1 \cdot \hat{x}(t) = \alpha_1 \cdot x(t), \tag{2.2}$$

і наближеного до нього різницевого рівняння:

$$\frac{\hat{x}(t_k) - \hat{x}(t_{k-1})}{\Delta t} + \alpha_1 \cdot x(t_k) = \alpha_1 \cdot x(t_k). \tag{2.3}$$

Звідки витікає формула рекурентного метода експоненціального згладжування Брауна [59–65]:

$$\hat{x}(k) = \alpha \cdot x(k) + (1 - \alpha) \cdot \hat{x}(k-1), \tag{2.4}$$

де $\alpha = \alpha_1 \cdot \Delta t$;

$\Delta t = t_k - t_{k-1} = const$;

k – номер відліку t_k часу t.

Точний зв'язок α і α_1 може бути поданий у вигляді:

$$\alpha = 1 - \exp\left[-\Delta t \cdot \alpha_1\right], \tag{2.5}$$

із чого витікає, що $0 \le \alpha \le 1$. Виключаючи проміжні змінні $\hat{x}(k)$ можна отримати вираз для усередненої оцінки $\hat{x}(n)$ у точці n:

$$\hat{x}(n) = \alpha \cdot \sum_{j=0}^{n} (1-\alpha)^j \cdot x(n-j). \tag{2.6}$$

Згідно з методом Брауна згладжене передбачене значення сигналу $\hat{x}(t+T)$, де t – момент часу, у який відбувається прогнозування сигналу, T – час, на який необхідно отримати прогноз, визначається на основі розкладу $\hat{x}(t)$ в ряд Тейлора по T для поточного моменту часу t:

$$\hat{x}(t+T) = \hat{x}(t) + T \cdot \hat{\dot{x}}(t) + \frac{T^2}{2!} \cdot \hat{\ddot{x}}(t) + \cdots + \frac{T^{n-1}}{(n-1)!} \cdot \hat{x}^{n-1}(t) + R_n(t), \tag{2.7}$$

де $R_n(t)$ – залишковий член.

Обмежившись першими двома членами ряду побудуємо фільтр-предиктор на основі ланок (2.1). У такому випадку прогнозоване значення сигналу:

$$\hat{x}(t+T) = \hat{x}(t) + T \cdot \hat{\dot{x}}(t). \tag{2.8}$$

Перейдемо до розгляду процесу фільтрації та прогнозування у дискретній формі:

$$\hat{x}(k+m) = \hat{x}(k) + m \cdot \Delta t \cdot \hat{\dot{x}}(k), \tag{2.9}$$

де k – крок, у який відбувається прогнозування сигналу;

m – кількість кроків, на які необхідно отримати прогноз;

Δt – час між вимірами двох суміжних значень сигналу;

$\hat{\dot{x}}(k)$ – перша похідна згладженого сигналу.

Для кращого згладжування у нашому дослідженні було використано дві послідовно підключені фільтруючі ланки (рис. 2.1), що описуються рівнянням (2.1).

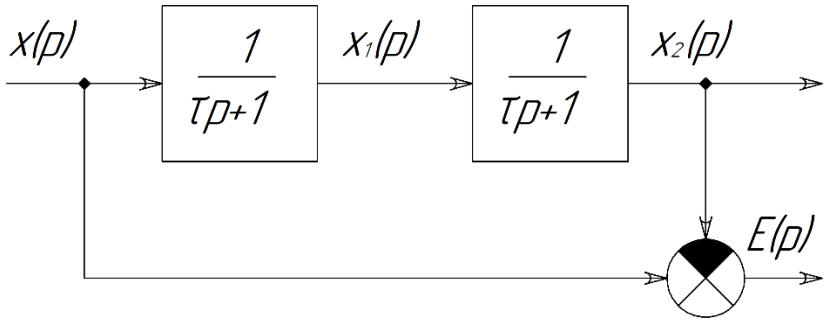


Рис. 2.1. Структура подвійного експоненціального згладжування

Після підключення двох фільтруючих ланок рівняння прийме вигляд:

$$\hat{\hat{x}}(k+m) = \hat{\hat{x}}(k) + m \cdot \Delta t \cdot \hat{\hat{\dot{x}}}(k), \tag{2.10}$$

де $\hat{\hat{x}}(k+m)$ – прогнозоване на m кроків двічі згладжене значення сигналу;

$\hat{\hat{\dot{x}}}(k)$ – похідна від двічі згладженого сигналу, подана у вигляді:

$$\hat{\hat{\dot{x}}}(k) = \left[\hat{\hat{x}}(k) - \hat{\hat{x}}(k-1)\right] \cdot \Delta t^{-1}, \tag{2.11}$$

Підставляючи (2.10) у (2.11) отримаємо:

$$\hat{\hat{x}}(k+m) = \hat{\hat{x}}(k) + m \cdot \left[\hat{\hat{x}}(k) - \hat{\hat{x}}(k-1)\right]. \tag{2.12}$$

Для подальшого аналізу і можливості реалізації даного фільтруючого алгоритму у вигляді програми представимо $\hat{\hat{x}}(k)$ у рекурентній формі:

$$\hat{\hat{x}}(k) = \alpha \cdot \hat{x}(k) + (1-\alpha) \cdot \hat{\hat{x}}(k-1), \tag{2.13}$$

де $\hat{\hat{x}}(k-1)$ матиме вигляд:

$$\hat{\hat{x}}(k-1) = \alpha \cdot \hat{x}(k-1) + (1-\alpha) \cdot \hat{\hat{x}}(k-2). \tag{2.14}$$

Приймемо, що $\beta = (1-\alpha)$. Підставивши (2.13) і (2.14) у (2.12) отримаємо наступний вираз:

$$\hat{\hat{x}}(k+m) = \alpha \cdot \left(\hat{x}(k) + m \cdot \Delta\hat{x}(k)\right) + \beta \cdot \left(\hat{\hat{x}}(k-1) + m \cdot \Delta\hat{\hat{x}}(k-1)\right), \tag{2.15}$$

де $\Delta\hat{x}(k) = \hat{x}(k) - \hat{x}(k-1)$; $\Delta\hat{\hat{x}}(k-1) = \hat{\hat{x}}(k-1) - \hat{\hat{x}}(k-2)$.

Таким чином для вирішення даної задачі у якості фільтруючого принципу було взято інерційний фільтр, що може бути описаний формулою рекурентного метода експоненціального згладжування Брауна. Модель Брауна передбачає, що сигнал, який піддається фільтрації, у певний момент часу буде складатись із двох складових: перша – добуток нинішнього значення сигналу і вагового коефіцієнта α; друга–

добуток різниці у вигляді $(1-\alpha)$ і згладженого значення сигналу у попередній момент часу:

$$\hat{x}(k) = \alpha \cdot x(k) + (1-\alpha) \cdot \hat{x}(k-1), \tag{2.16}$$

де $\hat{x}(k)$ – згладжене значення сигналу k-го кроку;

α – коефіцієнт згладжування (ваговий коефіцієнт фільтрації);

$x(k)$ – значення сигналу на вході алгоритму обробки даних (вхідний сигнал) на k-му кроці;

$(1-\alpha)$ – другий член ряду нескінченної геометричної прогресії в моделі Брауна, що є ваговим коефіцієнтом другої складової відфільтрованого значення сигналу;

$\hat{x}(k-1)$ – згладжене значення сигналу *(k-1)* кроку.

Даний метод фільтрації досліджувався за допомогою середовища моделювання і програмування MATLAB та Simulink [66–70]. У середовищі Simulink ланка експоненціального фільтра зображена на рис. 2.2.

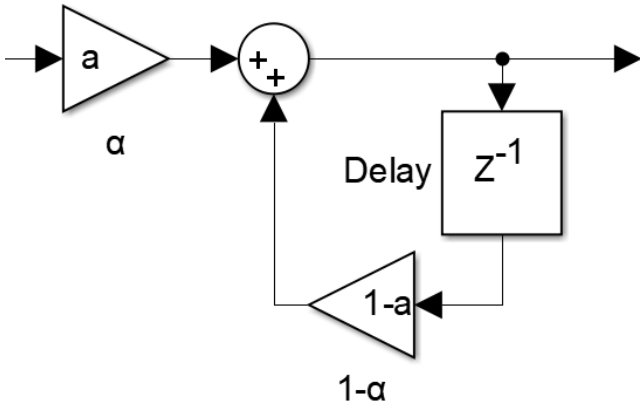


Рис. 2.2. Зображення ланки фільтра експоненціального згладжування в середовищі Simulink

Використовуючи (2.16) та (2.15) була створена функція на мові програмування та в середовищі MATLAB. Для перевірки коректності роботи даного фільтруючого принципу була складена модель в середовищі Simulink.

2.2. Аналіз роботи експоненціального фільтра-екстраполятора Р. Брауна

Аналіз фільтра-предиктора вказує на протиріччя між вимогами фільтрації і точності прогнозування. Чим вищий рівень шумів, тим менше має бути значення коефіцієнта α в (2.16), що приводить до зростання інерційності фільтра і збільшення усталеної похибки (похибки слідування) $\varepsilon(\infty)$ при відслідковуванні корисної складової сигналу $x^*(t)$.

Процес дослідження роботи експоненціального фільтра-екстраполятора (рис. 2.1) передбачав визначення *E(p)* – зображення за Лапласом різниці між вхідним сигналом і двічі згладженим сигналом. Таким чином *E(p)* може бути записана у вигляді:

$$E(p) = x(p) - \hat{\hat{x}}(p) = \left[1 - \frac{1}{(\tau p + 1)^2}\right] \cdot x(p) = \frac{(\tau p + 1)^2 - 1}{(\tau p + 1)^2} \cdot x(p) = \\ = \frac{\tau^2 p^2 + 2\tau p}{(\tau p + 1)^2} \cdot x(p) \qquad (2.17)$$

Для різних сигналів значення похибок будуть набувати значень:

– для постійного сигналу – похибка відсутня:

$$x(p) = \frac{x_0}{p}, \quad E(\infty) = \lim_{p \to 0} p \cdot \frac{\tau^2 p^2 + 2\tau p}{(\tau p + 1)^2} \cdot \frac{x_0}{p} = \lim_{p \to 0} \frac{\tau^2 p^2 + 2\tau p}{\tau^2 p^2 + 2\tau p + 1} \cdot x_0 \equiv 0$$

– для сигналу, що лінійно зростає – похибка стала:

$$x(p) = \frac{x_0}{p^2}, \quad E(\infty) = \lim_{p \to 0} p \cdot \frac{\tau^2 p^2 + 2\tau p}{(\tau p + 1)^2} \cdot \frac{x_0}{p^2} = \lim_{p \to 0} \frac{\tau^2 p + 2\tau}{\tau^2 p^2 + 2\tau p + 1} \cdot x_0 \equiv 2\tau x_0$$

– для сигналу, що зростає за квадратичною функцією – похибка прямує до нескінченності:

$$x(p) = \frac{x_0}{p^3} \quad E(\infty) = \lim_{p \to 0} p \cdot \frac{\tau^2 p^2 + 2\tau p}{(\tau p + 1)^2} \cdot \frac{x_0}{p^3} = \\ = \lim_{p \to 0} \left(\frac{\tau^2 x_0}{\tau^2 p^2 + 2\tau p + 1} + \frac{2\tau x_0}{(\tau p + 1)^2 \cdot p} \right) \qquad (2.18)$$

Це означає, що фільтр відслідковує без похибки слідування в усталеному режимі лише постійний сигнал $x^*(t) = const$. Якщо $\alpha \to 0$ похибка $\varepsilon(\infty)$ зростає, а при $\alpha \to 1$ погіршується якість фільтрації, зростають випадкові похибки $\hat{\hat{x}}$ та $\hat{x}(t + T)$. У

методі Брауна мають місце три основні похибки: похибка апроксимації істинної функції $x^*(t)$ n-членами ряду (2.7) за відсутності шумів і фільтрації ($\alpha = 1, \hat{x}(t) = x^*(t)$); похибка в усталеному режимі, яка залежить від інерційності фільтра; похибка протягом перехідного процесу, через невідповідність початкових умов по похідним.

По відношенню першої похибки справедливе твердження:

при апроксимації полінома N-го степеня

$$x^*(t+T) = \sum_{i=0}^{N} a_i (T+t)^i, \tag{2.19}$$

n-членами ряда Тейлора при T≈0

$$x^*(t+T) = \sum_{j=0}^{N} \frac{T^j}{j!} \cdot \frac{d^j x^*(t+T)}{dT^j}, \tag{2.20}$$

степінь різниці поліномів

$$\varepsilon_1(t+T) = x^*(t+T) - \hat{x}(t+T) \tag{2.21}$$

дорівнює N-n, тобто на n менша степені апроксимованої функції. У відповідності до біноміальної теореми Вандермонда:

$$(t+T)^i = \sum_{k=0}^{i} \binom{i}{k} t^k T^{i-k}, \tag{2.22}$$

де

$$\binom{i}{k} = \begin{cases} \dfrac{i(i-1)\dots(i-k+1)}{k!}, & i > 0; \\ 1, & i = 0; \\ 0, & i < 0. \end{cases}$$

Підставляючи (2.22) у (2.19) отримаємо:

$$x^*(t+T) = \sum_{i=0}^{N} a_i \sum_{k=0}^{i} \binom{i}{k} t^k T^{i-k}. \tag{2.23}$$

Підставляючи у (2.20) значення отримані із (2.19) при $T=0$, отримаємо:

$$\hat{x}(t+T) = \sum_{i=0}^{N} a_i t^i + T \sum_{i=1}^{N} \frac{i}{1!} a_i t^{i-1} + T^2 \sum_{i=2}^{N} \frac{i(i-1)}{2!} a_i t^{i-2} + \dots +$$

$$+T^n \sum_{i=n}^{N} \frac{i(i-1)\dots(i-n+1)}{2!} a_i t^{i-n} = \sum_{i=0}^{N} a_i t^i + T \sum_{i=1}^{N} \binom{i}{1} a_i t^{i-1} +$$

$$T^2 \sum_{i=2}^{N} \binom{i}{2} a_i t^{i-2} + \cdots + T^n \sum_{i=n}^{N} \binom{i}{n} a_i t^{i-n}. \quad (2.24)$$

Із зіставлення (2.23) і (2.24) помітно, що перший член (2.24) дорівнює сумі всіх членів (2.23) при $k = i, k = \overline{0, N}$; другий – сумі при $k = i-1, k = \overline{0, N-1}$; третій – сумі при $k = i-2, k = \overline{0, N-2}$; n-ний – сумі при $k = i-n, k = \overline{0, N-n}$. Отже:

$$\varepsilon_1(t+T) = \sum_{i=0}^{N} a_i \sum_{k=0}^{i} \binom{i}{k} t^k T^{i-k}, \quad (2.25)$$

а степінь (2.25) дорівнює N-n:

$$\deg\ \varepsilon_1(t+T) = N - n. \quad (2.26)$$

Якщо $\varepsilon_1(t+T)$ апроксимувати n членами ряду Тейлора, то для похибки $\varepsilon_2(t+T)$ апроксимації $\varepsilon_1(t+T)$ справедливий вираз:

$$\deg\ \varepsilon_2(t+T) = N - 2n, N \geq 2n;$$

для похибки $\varepsilon_3(t+T)$ апроксимації $\varepsilon_2(t+T)$:

$$\deg\ \varepsilon_3(t+T) = N - 3n, N \geq 3n;$$

для m-го ряду:

$$\deg\ \varepsilon_m(t+T) = N - mn, N \geq mn; \quad (2.27)$$

При $N \leq mn$ має місце точна апроксимація $\varepsilon_{m+1}(t+T) \equiv 0$. Для базового полінома (2.8):

$$\deg\ \varepsilon_m(t+T) = N - 2m. \quad (2.28)$$

Так при m=3 точно апроксимується поліномом 6-го степеня. У обчислювальному співвідношенні простіше m раз обчислити вираз (2.13), аніж (2.7) для n=6. У цьому полягає доцільність багаторядового алгоритму апроксимації. Прийнявши за базисний алгоритм (2.1) отримаємо багаторядовий фільтр-предиктор (рис. 2.3). При операторах W_i, що визначаються виразом (2.1) похибка $\hat{\varepsilon}_i$ на i-му кроці дорівнює:

$$\hat{\varepsilon}_i(t) = W_i \left[1 - W_{i-1}\left[1 - W_{i-2}\left[\ldots\left[1 - W_1\left[1 - W_0\right]\right]\ldots\right]\right]\right] x(t).$$

За умови, що всі оператори однакові

$$\hat{\varepsilon}_i(t) = \frac{p^i}{(p+\alpha_1)^i} x(t), \tag{2.29}$$

усталена похибка $\varepsilon_i(\infty)$ при відслідковуванні m-рядовим фільтром поліноміальної функції

$$x^*(t) = \sum_{k=1}^{N} a_k t^k = \sum_{k=1}^{N} \frac{a_k}{p^{k+1}}, \tag{2.30}$$

дорівнює

$$\varepsilon_i(\infty) = \lim_{p\to 0} p \cdot \frac{p^m}{(p+\alpha_1)^i} \cdot \sum_{k=1}^{N} \frac{a_k}{p^{k+1}}, \tag{2.31}$$

звідки слідує вимога до числа рівнів m із умови рівності нулю $\varepsilon(\infty)$:

$$m \geq N + 1. \tag{2.32}$$

Умова точної апроксимації у відповідності до (2.27) – $mn \geq N$ є менш жорстка, аніж (2.32).

Тому у багаторядовому алгоритмі прогнозу доцільно використовувати $n = 2$ або $n = 1$. Так як всі корені характеристичного полінома дійсні і від'ємні $p = -\alpha_1$, то перехідний процес буде складатись із суми затухаючих експонент. Чим більше значення α, тим менший час перехідного процесу.

Відповідно до (2.18) можна встановити, що кожна E_i нескінченності має на 1 меншу степінь полінома від полінома, яким описується сигнал. Тоді для відслідковування корисної складової сигналу $x(t)$ без усталеної похибки, як полінома n-го степеню може бути застосований принцип ноніусного включення $n+1$ фільтруючих одиниць.

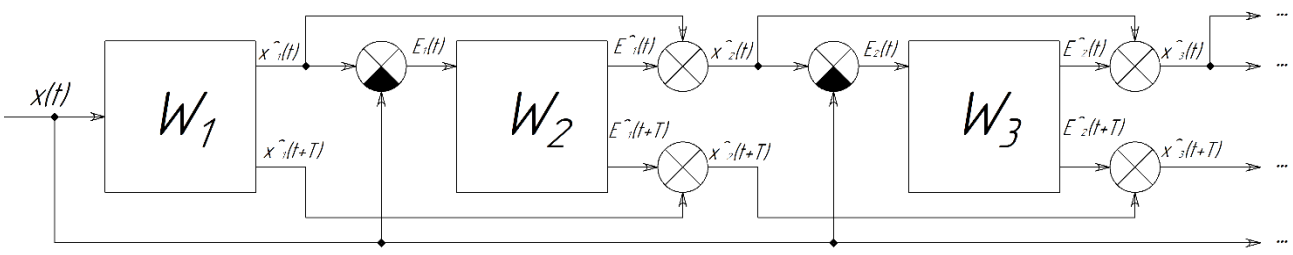


Рис. 2.3. Ноніусний принцип нарощування фільтрів

Представимо, відповідно до теореми Вейєрштрасса, гладкий сигнал $x(t)$ рядом Тейлора:

$$x(t) = x_0 + \frac{dx}{dt} \cdot t + \frac{1}{2}\frac{d^2x}{dt^2} \cdot t^2 + \cdots + \frac{1}{n!}\frac{d^nx}{dt^n} \cdot t^n, \tag{2.33}$$

позначимо

$$\frac{dx}{dt} = a_1; \quad \frac{1}{2}\frac{d^2x}{dt^2} = a_2; \ \ldots; \ \frac{1}{n!}\frac{d^nx}{dt^n} = a_n.$$

Тоді зображення за Лапласом *x(p)* матиме вигляд ряду від p^{-k}; *k=1, n+1*:

$$x(p) = \frac{x_0}{p} + \frac{a_1}{p^2} + \frac{a_2}{p^3} + \cdots + \frac{a_n}{p^{n+1}}. \tag{2.38}$$

Таким чином додавання $E_1(p)$ до $\hat{x}(p)$ дозволяє позбутися похибки в першому члені зображення *x(p)*, додавання $E_2(p)$ до $\hat{x}(p) + E_1(p)$ позбавляє похибку у другому члені зображення *x(p)* і так далі.

Дослідження роботи вищеописаного алгоритму здійснювалось методом комп'ютерного моделювання. Спершу, був змодельований корисний сигнал, що може бути описаний лінійною функцію із накладеним шумом з обмеженою амплітудою. На рис. 2.4 зображені результати роботи фільтра експоненціального згладжування. Відфільтрований сигнал частково позбувається спотворень, спричинених накладеним на нього випадковим шумом, але в той же час він відстає на похибку слідування.

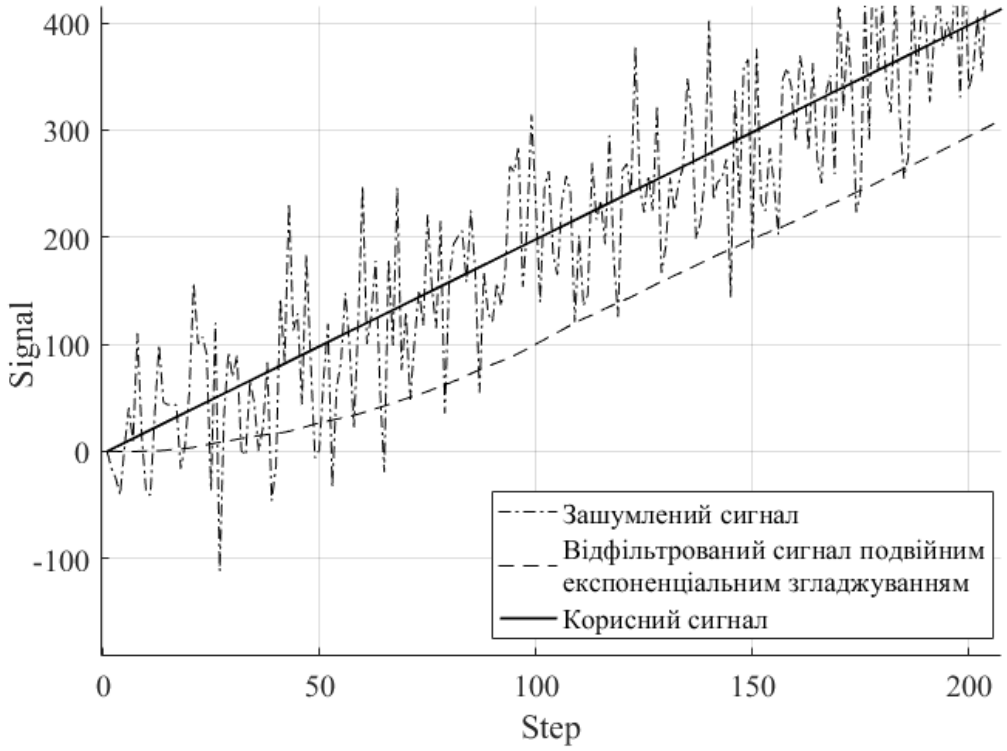


Рис. 2.4. Подвійне експоненціальне згладжування сигналу, що лінійно змінюється у часі

Похибку слідування можна проігнорувати у випадку, якщо необхідно тільки проаналізувати форму сигналу після того як процес, що досліджується, пройшов і немає необхідності визначити точні значення сигналу у режимі реального часу. Однак у випадку, коли необхідно використовувати отримані дані паралельно із виконанням досліджуваного процесу (у режимі реального часу), дане часове відставання є недопустимим.

Ситуація погіршується, якщо корисний сигнал, що надходить на вхід системи має нелінійну форму. Розглянемо випадок, коли на вхід системи надходить сигнал, що може бути описаний квадратичною функцією із накладеними на нього білим шумом (рис. 2.5).

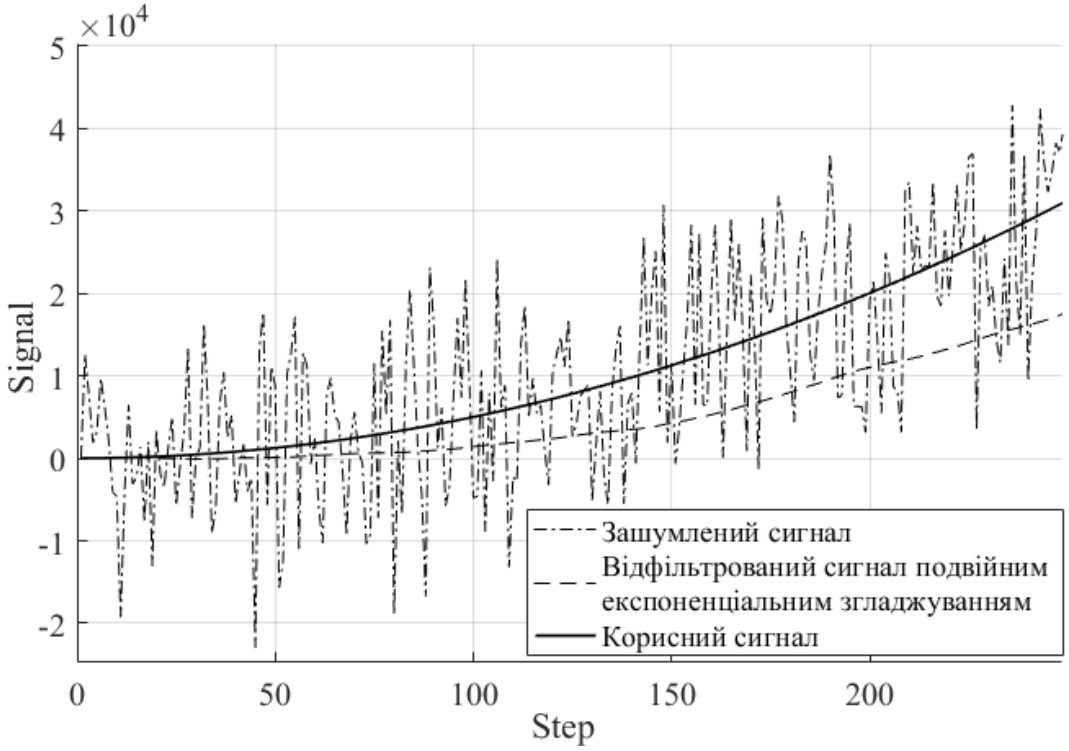


Рис.2.5. Подвійне експоненціальне згладжування сигналу, що змінюється у часі по квадратичній функції

У даному випадку спостерігається збільшення з часом похибки слідування. Таким чином інформація, отримана після згладжування, має значну похибку. Різниця між корисним сигналом і відфільтрованим збільшується, тим самим не даючи можливості проаналізувати форму сигналу, швидкість його зміни і його значення у конкретний момент часу.

У результаті застосування подвійного експоненціального згладжування за моделлю Брауна для визначення форми сигналу в задачах фільтрації і прогнозування, що надходить на вхід системи із шумами потребує модифікацій.

2.3.Ноніусний принцип нарощування структури фільтра Р. Брауна

Для компенсації відставання відфільтрованого сигналу від корисного доцільно використати ноніусний принцип нарощування [71, 72] (рис. 2.3), суть якого полягає у комбінації кількох фільтруючих одиниць (рис. 2.6). У даному дослідженні за найпростішу частину алгоритму фільтрації прийнято послідовно підключені два фільтри, що функціонують за рівнянням (2.4) – фільтруючий блок (Brown's DES1[1]). У результаті отримується якісно згладжений сигнал $\hat{\hat{x}}(k)$, але із значною похибкою слідування $\varepsilon = \hat{\hat{x}}(t) - x(t)$.

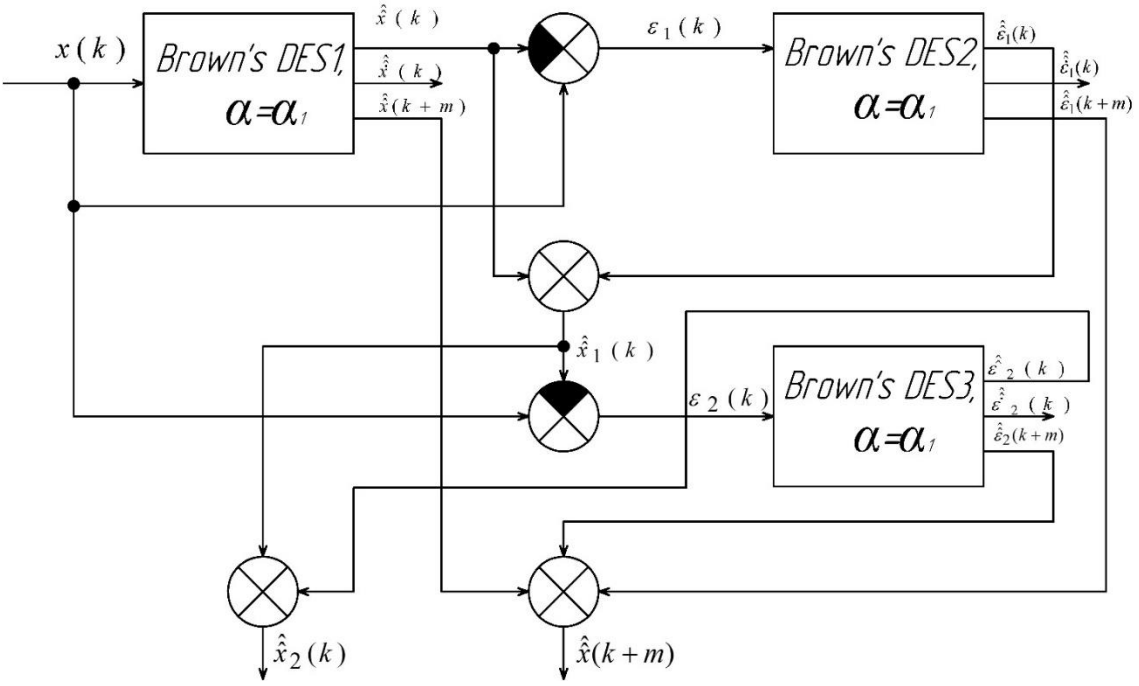


Рис. 2.6. Підключення фільтрів за принципом ноніусного нарощування структури

Для визначення відставання відфільтрованого сигналу від корисного здійснюється віднімання значень сигналу, що пройшли згладжування $\hat{\hat{x}}(k)$ від

[1] Brown's double exponential smoothing – подвійне експоненціальне згладжування Брауна

вхідного сигналу $x(k)$ (сукупність корисного сигналу та шуму). На виході фільтруючого блоку Brown's DES1 отримується значення похибки слідування першого порядку $\varepsilon_1(k)$ разом із шумом.

Для того щоб позбавитись від спотворень, сигнал $\varepsilon_1(k)$ надсилається на фільтруючий блок 2 (Brown's DES2), що працює аналогічно до попереднього. Отримані відфільтровані значення $\hat{\hat{\varepsilon}}_1(k)$ додаються до згладжених значень сигналу $\hat{\hat{x}}(k)$, за допомогою фільтруючого блоку 1. Таким чином, позбавляючись від похибки слідування, отримуємо відфільтровані значення $\hat{\hat{x}}_1(k)$.

Продемонструємо результат роботи підключення фільтрів Р. Брауна за принципом ноніусного нарощування структури (рис. 2.7).

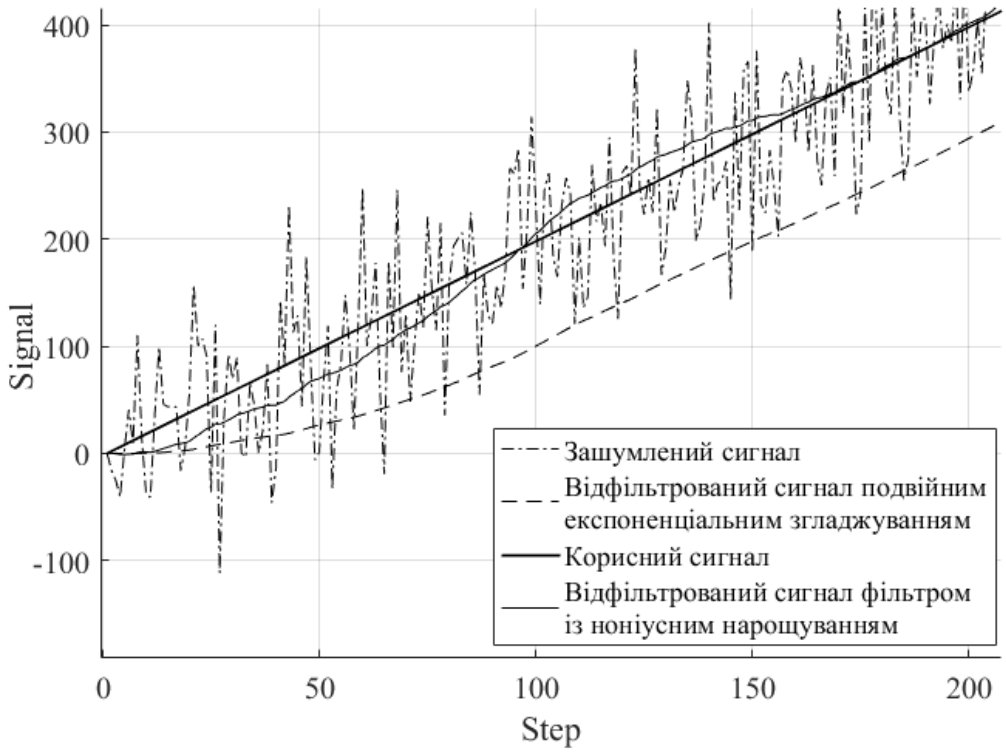


Рис. 2.7. Компенсація похибки слідування сигналу лінійної форми

У даному досліді компенсація похибки слідування для сигналу, що не спотворений шумом займає приблизно у чотири рази менший час у порівнянні з зашумленим сигналом. Обмеженість кількості кроків дозволяє спостерігати перехідний процес налаштування фільтра. Однак, на відміну від результатів моделювання звичайного подвійного експоненціального згладжування (рис. 2.3) похибка слідування відсутня.

Розглядаючи сигнал, функція якого описується квадратним рівнянням, спостерігається наступна тенденція: похибка слідування залишається, але у даному випадку її значення не зростає, як це показано на рис. 2.8. Для компенсації похибки слідування у даному випадку необхідно доповнити структуру алгоритму обробки інформації подібно до попереднього нарощування (рис. 2.6).

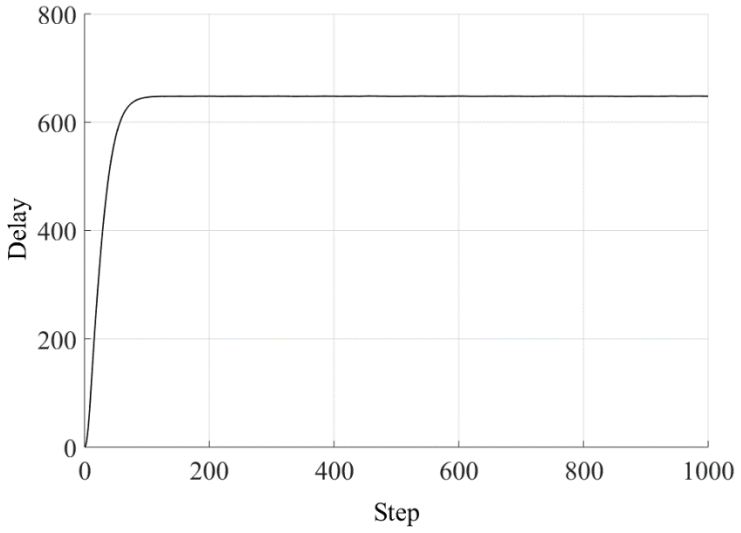
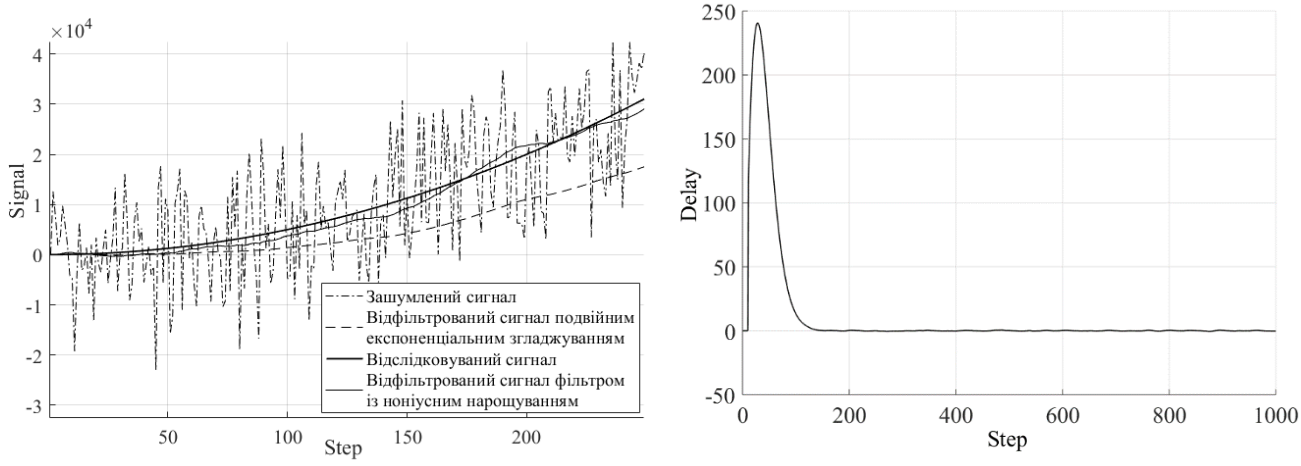


Рис. 2.8. Похибка слідування при фільтрації сигналу параболічної форми

Подальша обробка даних полягає у визначенні похибки слідування для сигналів, що мають нелінійну складову. Ці дані можна отримати шляхом віднімання значення згладженого сигналу із компенсованою похибкою слідування для сигналів, що лінійно змінюються у часі, $\hat{\hat{x}}_1(k)$ від значень вхідного сигналу $x(k)$. Таким чином, ми отримуємо значення похибки слідування із накладеними на неї шумами $\varepsilon_2(k)$. Щоб позбавитись від них ми знову пропускаємо ці значення через фільтруючий блок 3 (Brown's DES3). Додавання значень згладженого сигналу $\hat{\hat{x}}_1(k)$ до згладжених значення похибки слідування $\hat{\hat{\varepsilon}}_2(k)$ дає можливість позбутись відставання сигналу у часі.

У результаті спостерігається процес згладжування сигналу із компенсацією похибок слідування для сигналів, що змінюються не лінійно (рис. 2.9 *а*). Процес налаштування фільтра (перехідний процес) займає певний час, приблизно 150–200 кроків (рис. 2.9 *б*). Це обумовлено тим, що значення згладженого сигналу у поточний момент часу будується на основі попередніх спостережень.



а *б*

Рис. 2.9. Компенсація похибки слідування протягом фільтрації сигналу параболічної форми із ноніусним включенням фільтрів

Час на компенсацію похибки слідування залежить від вагового коефіцієнту α, що визначають степінь згладжування. Зі зменшенням α – час налаштування зростає, але сигнал краще згладжується.

Для розгляду сигналу, що має і лінійні і нелінійні складові було використано сигнал, що описується синусоїдальною функцією, яка в зоні 0 майже лінійна, у зоні максимуму – квадратична. У даному випадку велике значення мають кілька факторів, що і визначатимуть величину похибки слідування і її характер. Першим і найважливішим чинником є співвідношення між частотою синусоїдального сигналу і коефіцієнтом згладжування. Для прикладу, порівняємо сигнал, що може бути описаний функціє $x(k) = \sin(k)$ із коефіцієнтом згладжування $\alpha = 0.1$ і $\alpha = 0.01$ (рис. 2.11).

Як видно із результатів моделювання (рис. 2.10) похибка слідування у випадку $\alpha = 0.1$ на порядок менша ніж у випадку із $\alpha = 0.01$. Але ці результати моделювання не враховують можливої наявності шумів. У реальній ситуації характеристика сигналу і шумів можуть змінюватись, що визначає необхідність додавання алгоритму адаптації до структури фільтра.

Реалізація даного алгоритму фільтрації в середовищі Simulink наведена в додатку А.

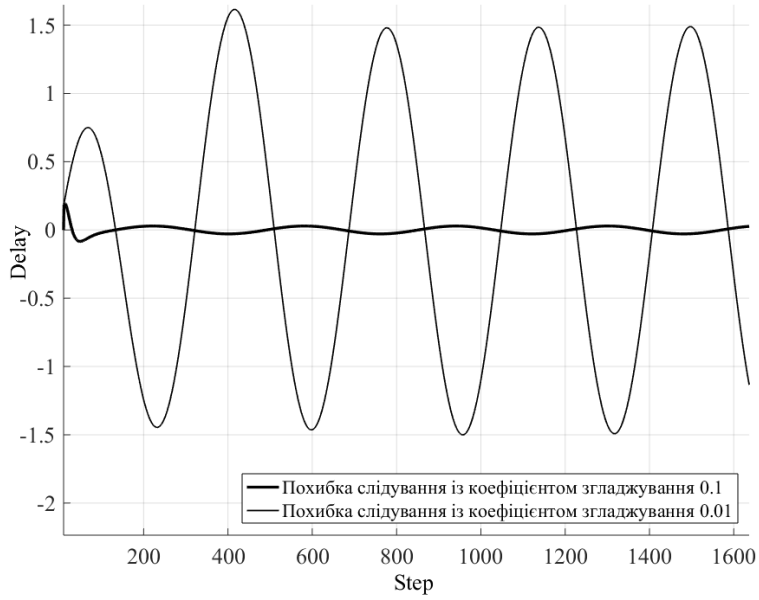


Рис. 2.10. Похибка слідування при згладжуванні із значеннями $\alpha = 0.1$ та $\alpha = 0.01$

2.4.Способи адаптації ноніусного алгоритму фільтрації

Найважливішим параметром процесу експоненціального згладжування є ваговий коефіцієнт фільтрації α. Він визначає інерційність системи, вплив поточного невідфільтрованого та попереднього відфільтрованого значення на формування поточного згладженого значення сигналу. Даний параметр визначає якість процесу фільтрації, і має бути оптимізованим у залежності від характеристик сигналу, амплітуди і спектру шумів, які спотворюють корисний сигнал.

Якщо система, в яку інтегрований даний алгоритм обробки інформації не піддається впливам, що спотворюють сигнал, який надходить на вхід системи, то значення коефіцієнта згладжування має наближатись до одиниці. Якщо амплітудне значення шумів зростає якісне згладжування і прогнозування буде забезпечуватись при зменшенні α до певного оптимального значення. За умов, якщо значення амплітуди шумів буде змінюватись, а коефіцієнт згладжування залишатиметься незмінним, даний алгоритм обробки інформації не буде давати об’єктивної інформації про стан роботи системи, у яку він інтегрується, або ж матиме місце втрата

інформації. Це обґрунтовує необхідність створення підсистеми адаптації параметрів системи фільтрації.

Нами було розроблено три варіанти адаптації даного фільтра, що відрізняються швидкодією і якістю роботи, кожен з яких має свої переваги і недоліки в різних умовах роботи, за різної кількості апріорної та апостеріорної інформації залежно вів об’єкту керування.

2.4.1. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням методу найменших квадратів

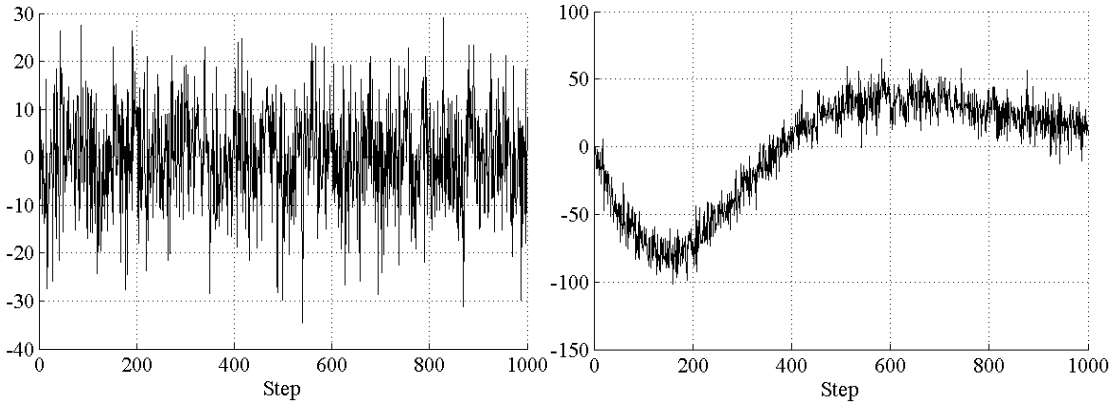
Впровадження алгоритму адаптації потребує даних про те, як буде здійснюватися та чи інша зміна параметрів фільтрації. Для цього необхідно визначити твердження, що могли б охарактеризувати загальний критерій якості фільтрації.

За умови, що фільтруюча система включає можливість побудови передбачення, варто відзначити, що прогнозовані значення мають випереджати значення дійсного корисного сигналу. Оцінка якості має базуватись на основі математичного аналізу, що здійснюється із вираховуванням величини похибки. Визначення абсолютної похибки не є можливим, так як значення корисного сигналу невідомі. Цей факт змушує шукати інші джерела знаходження об’єктивної інформації про якість роботи фільтра.

Було розглянуто можливість визначення вищевказаної інформації та встановлення закономірності, шляхом порівняння різниць між згладженими та вхідними сигналами із різними значеннями коефіцієнтів згладжування α. У якості досліджуваного сигналу взято лінійно зростаючий сигнал $x(k) = k$.

Порівнюючи графіки наведені на рис. 2.11 варто відзначити вплив інерційності фільтра на час перехідного процесу фільтра. Спостерігаючи за процесами фільтрації із різними коефіцієнтами згладжування, можна визначити, що існує залежність між певним значенням α, яке є оптимальним або близьким до оптимального, і рівня шуму, а саме його амплітуди. Збільшення коефіцієнта згладжування відносно оптимального або близького до оптимального значення буде призводити до спотворення

відфільтрованого сигналу, але швидкої адаптації до зміни форми корисного сигналу. Зменшення α буде призводити до зростання ступінь згладжування і як результат до зростання часу перехідного процесу. Подібні перехідні процеси (рис. 2.10 *б*) будуть призводити до втрати інформації в місцях, де форма сигналу буде змінюватись.



а *б*

Рис. 2.11. Різниця між згладженим і вхідним сигналами при коефіцієнтах згладжування:
$а - \alpha = 0.1$; $б - \alpha = 0.01$

Провівши аналіз, можна встановити залежність тривалості перехідного процесу від зміни коефіцієнта α, який в свою чергу залежить від рівня шумів і спробувати реалізувати процес адаптації, враховуючи дану залежність. Проблема даного методу полягає у знаходженні амплітуди шумів, яка також невідома або може змінюватись із часом.

Враховуючи те, що дані, частково представлені на рис. 2.11 не дають об'єктивної інформації про якість згладжування було вирішено використати інший підхід для оцінюванні якості роботи фільтруючого алгоритму.

Оцінка якості роботи системи буде відбуватись за певний період часу. Припускаємо, що за даний період часу корисний сигнал не буде кардинально змінювати свою форму, а зберігатиме тенденцію, тобто лінійно змінюватиметься в часі. Здійснюємо це припущення для отримання можливості побудови допоміжного сигналу, як опорного, з яким потім можна буде порівнювати відфільтрований сигнал, отримуючи значення параметру, що подалі зватиметься похибкою. Припустимо, що цей опорний сигнал може описуватись функцією, порядок якої може бути різним. Враховуючи вищевказане припущення, що за період часу, протягом якого

відбувається оцінювання, корисний сигнал змінюється лінійно, опорний сигнал може бути описаний поліномом першого порядку.

Створення опорного сигналу відбувається побудовою сигналу на основі відфільтрованого сигналу за методом найменших квадратів. Таким чином, з'являється можливість знайти похибку, що є середньоквадратичним відхиленням між відфільтрованим сигналом і опорним. Отримуючи дану можливість, виникає питання, яке значення середньоквадратичної похибки можна вважати допустимим. Визначення допустимої похибки потребує додаткового дослідження системи, в яку інтегрується даний фільтруючий алгоритм. Даний параметр визначає ступінь згладжування сигналу.

Сам принцип адаптації є досить простим. Його алгоритм [73–77] (рис. 2.12) можна визначити кількома кроками. У першу чергу відбувається ініціалізація параметрів фільтра, серед яких найважливішу роль грають коефіцієнт згладжування та кількість кроків, що використовуються для оцінювання якості фільтрації. Також необхідно визначити величину зміни $\Delta\alpha$ коефіцієнта згладжування після оцінки якості фільтрації. У даному випадку існує необхідність дане значення $\Delta\alpha$ прив'язати співвідношенням, а не чітко визначеним значенням, так як $0 < \alpha < 1$. У дослідженні використовувались $\Delta\alpha = 0.1\alpha$. Серед початкових параметрів необхідно також вказати кількість кроків, на які здійснюється прогноз.

Після ініціалізації відбувається початок роботи фільтра, який окрім процесу згладжування заносить в пам'ять масив значень згладженого сигналу або прогнозованого сигналу, які будуть використовуватись для побудови опорного сигналу, а також для одержання середньоквадратичної похибки. Коли масив значень заповнився визначеною кількістю точок сигналу, відбувається знаходження коефіцієнтів полінома першого порядку, шляхом апроксимації накопиченого масиву значень методом найменших квадратів.

Наступним кроком відбувається знаходження середньоквадратичної похибки між масивом накопичених значень згладженого або прогнозованого сигналу і опорним сигналом, що будується на основі полінома, отриманого в попередньому кроці, на визначеній часовій області. Отримавши даний параметр, він порівнюється

із допустимим значенням і якщо він більший за допустиме значення, відбувається зменшення коефіцієнта згладжування на $\Delta\alpha$.

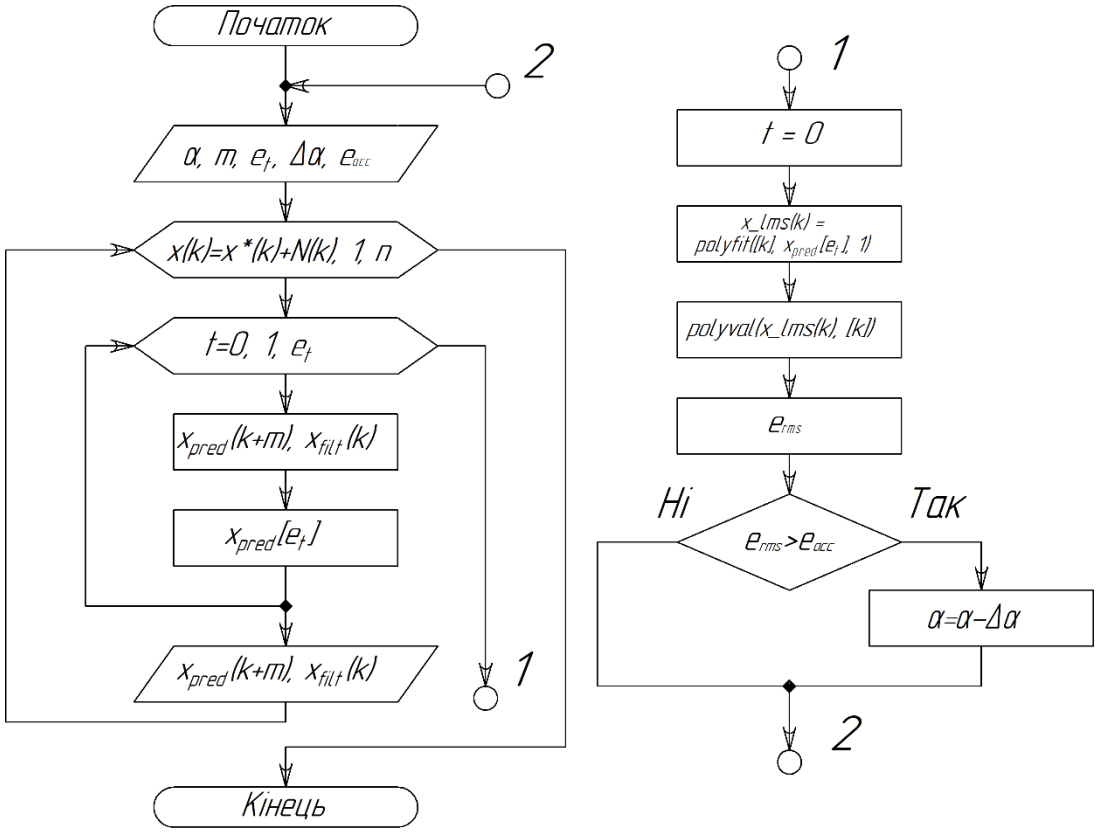


Рис. 2.12. Алгоритм процесу адаптації коефіцієнта згладжування із використанням МНК

Даний процес продовжується доки середньоквадратична похибка не стане меншою за допустиме значення, після чого алгоритм не змінюється і продовжує згладжувати та перевіряти середньоквадратичну похибку.

Алгоритм, реалізований у вигляді скрипту на мові програмування Matlab [Додаток Б]. Результати роботи розглянемо на сигналі синусоїдальної форми, так як він має як лінійну так і нелінійну складові.

Параметри моделювання: сигнал, що відслідковується, описується функцією $x(i) = \sin(i/4)$; параметр функції генерації псевдовипадкових чисел розподілених по нормальному закону, що визначає стандартне відхилення: амплітуду шуму $\sigma = 0.25$; початкове значення коефіцієнта згладжування $\alpha = 0.9$; зміна коефіцієнта згладжування після процесу оцінювання $\Delta\alpha = 0.1\alpha$; кількість кроків, на які здійснюється прогноз $m = 3$; кількість значень сигналу, що використовуються для оцінювання якості фільтрації, $t = 20$; середньоквадратичне допустиме значення

похибки $e_{acc} = 0.05$. Процес моделювання відбувався протягом 2000 кроків. На рис. 2.14 можна спостерігати, що на початку роботи фільтра відфільтровані значення на 90 % співпадають із вхідним спотвореним сигналом, так як початкове значення коефіцієнта згладжування становить 0.9.

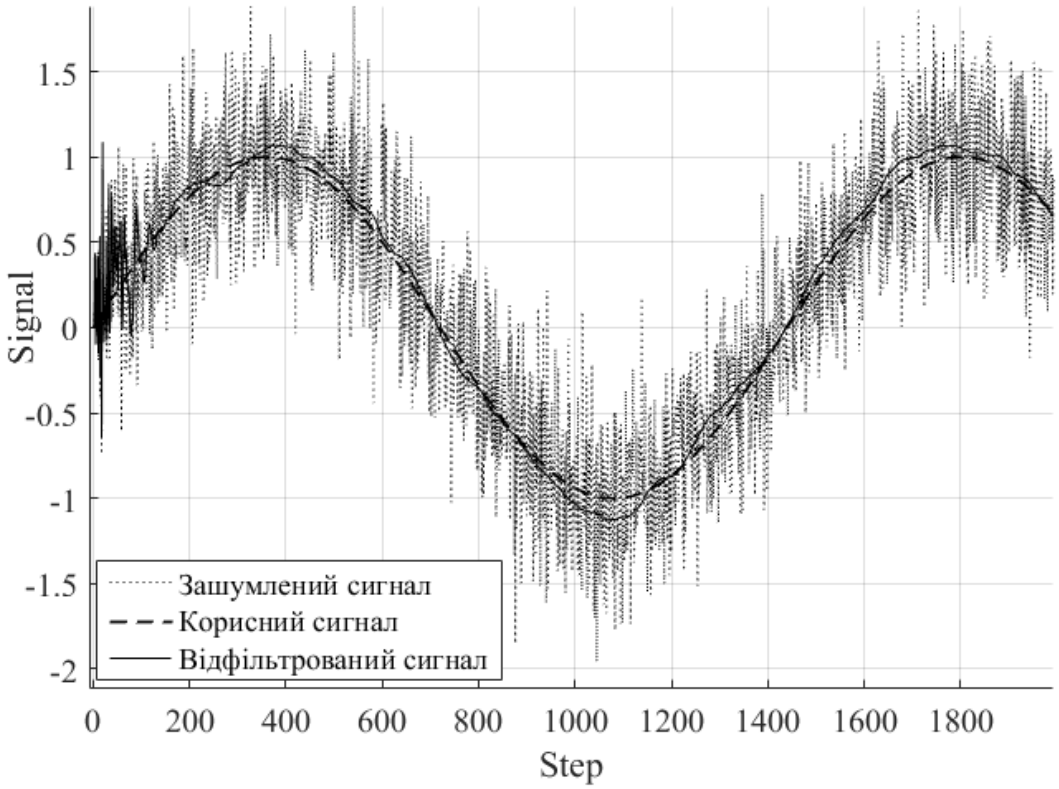


Рис. 2.13. Процес фільтрації синусоїдального сигналу із використанням МНК алгоритму адаптації

Зміна коефіцієнта згладжування відбувається до поки значення середньоквадратичної відхилення між згладженим сигналом і опорним не стає меншим за допустиме (рис. 2.14). Відповідно, зі зменшенням порогового допустимого значення сигналу, фільтр буде адаптуватись, стаючи більш інерційним. Після адаптації під конкретний рівень шумів, а також враховуючи значення допустимої похибки, подалі відбувається процес фільтрації, без зміни коефіцієнта згладжування.

Найбільші втрати інформації відбуваються у місцях зміни форми сигналу, зумовлені зростанням інерційності фільтра, і, відповідно, необхідності витрати певного часу для компенсації похибки слідування.

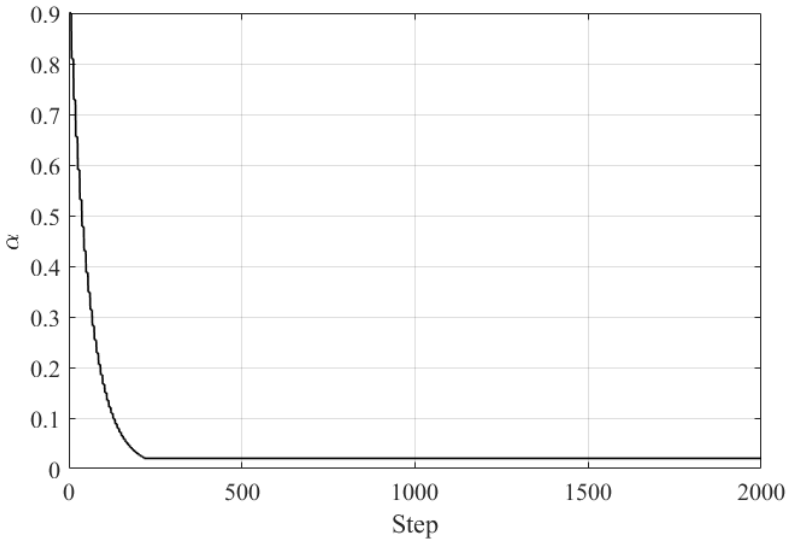
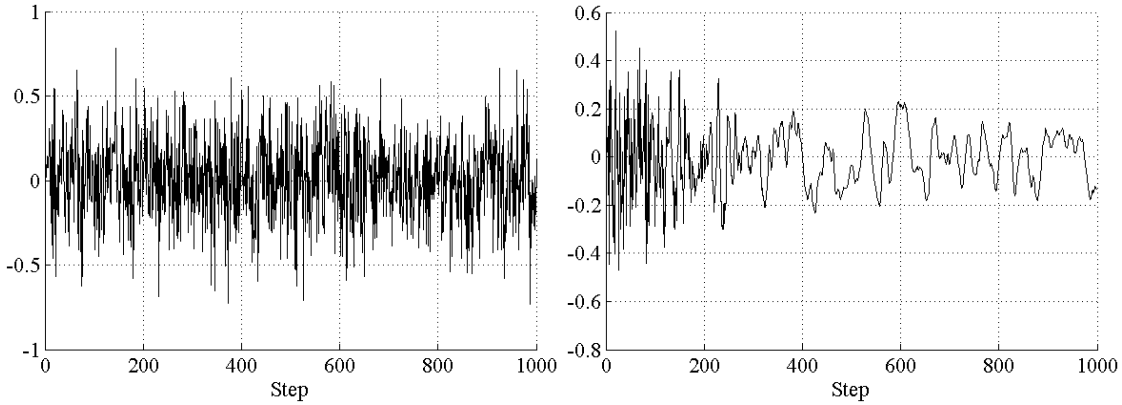


Рис. 2.14. Процес адаптації коефіцієнта згладжування α

Порівняння різниць між відфільтрованим та корисним сигналом без адаптації та з нею зображено на рис. 2.15. Починаючи з $k \approx 250$ завдяки адаптації α похибка між спотвореним і корисним сигналом зменшилась за амплітудою приблизно в 2 рази і за частотою у 5 разів.

Нами була розглянута можливість мінімізація різниці між відфільтрованим і корисним сигналом шляхом зміни порогового значення середньоквадратичної похибки, а саме її зменшення. Але ця дія, як вище зазначалось, призводить до збільшення інерційності, і подальшої втрати інформації за рахунок збільшення часу на компенсацію похибки слідування.



а *б*

Рис. 2.15. Різниця між відфільтрованим та корисним сигналом: *а* – без адаптації коефіцієнта α; *б* – з адаптацією коефіцієнта α

Вагомим недоліком роботи даної системи є необхідність починати процес згладжування з великими значеннями коефіцієнта фільтрації α, особливо за відсутності апріорних даних про швидкість зміни корисного сигналу та амплітуду шуму. Відповідно до співвідношення (2.10) значення прогнозованого сигналу, можуть значно перевищувати реальне прогнозоване значення до того моменту, як пройде процес адаптації під конкретний рівень шуму. Підтвердження даного недоліку проілюстровано на ділянці [0–250] (рис. 2.16).

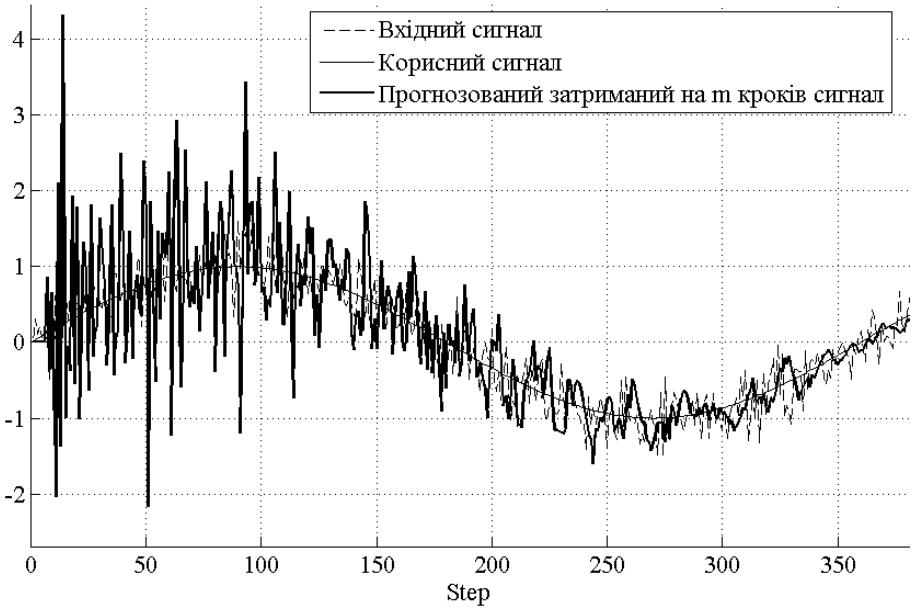


Рис. 2.16. Вхідний, корисний, прогнозований і затриманий на m кроків сигнали

Проаналізувавши отримані результати моделювання даного принципу адаптації виділимо ряд переваг і недоліків. Серед переваг варто відзначити: простоту і надійність адаптації. Алгоритм адаптації базується лише на отриманих даних, що надходять на вхід системи фільтрації і не потребують додаткової інформації про поведінку системи. Алгоритм захищений від критичних помилок, що змусили б фільтр вийти із робочого стану. Даний принцип адаптації може бути реалізованим у вигляді програми на ЕОМ або мікроконтролері, а витрати пам’яті найбільшим чином, необхідні для його реалізації, визначаються величиною масиву значень, що використовуються для побудови опорного сигналу та оцінювання якості фільтрації.

Розглядаючи недоліки у першу чергу варто відзначити, що дані про якість роботи фільтра виключають можливість того, що корисний сигнал може мати різкі

зміни значень, що відходять від загальної тенденції зміни сигналу. Також побудова опорного сигналу на основі відфільтрованого або прогнозованого значення може давати не до кінця об’єктивну інформацію, навколо якої буде базуватись оцінка якості фільтрації. Важливим етапом для ефективної роботи є підбір параметрів фільтрації, таких як допустима середньоквадратична похибка, початкове значення коефіцієнта фільтрації, кількості кроків, що використовуються для оцінювання якості. Як зазначалось вище, за відсутності коректного підбору цих параметрів, може відбуватись втрата корисної інформації за рахунок недостатнього згладжування або ж за рахунок великої інерційності системи, що не встигатиме підлаштовуватись під зміну корисного сигналу. Вагомим недоліком є відсутність можливості отримання об’єктивного прогнозу при коефіцієнті згладжування, що знаходиться у процесі адаптації, або не відповідає рівню шумів. При зменшенні амплітуди шумів, фільтр не матиме змоги адаптуватись до зміни рівня спотворення і буде відбуватись втрата інформації, що спричинена перехідним процесом при зміні форми сигналу.

Усі вищезазначені недоліки доказують необхідність розгляду інших варіантів адаптації ноніусної структури підключення експоненціальних фільтрів.

2.4.2. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням диференційного принципу двох контурів фільтрації

З урахування недоліків, які були виявлені при аналізі механізму адаптації із застосуванням методу найменших квадратів, запропоновано метод адаптації, з використанням двох фільтруючих контурів із різними значеннями коефіцієнтів згладжування α [78].

Сигнал $x(k)$, спотворений зовнішнім впливом, надходить на вхід системи, а саме двох фільтруючих контурів, що функціонують із різними коефіцієнтами згладжування α. Кожен контур представляє комбіноване підключення фільтруючих одиниць за принципом ноніусного нарощування (рис. 2.6) . Вхідний сигнал на даній схемі позначено як $x(k)$, відфільтроване прогнозоване значення сигналу – $\hat{\hat{x}}(k+m)$.

Процес налаштування α (Рис 2.17) може бути розділений на кілька кроків.

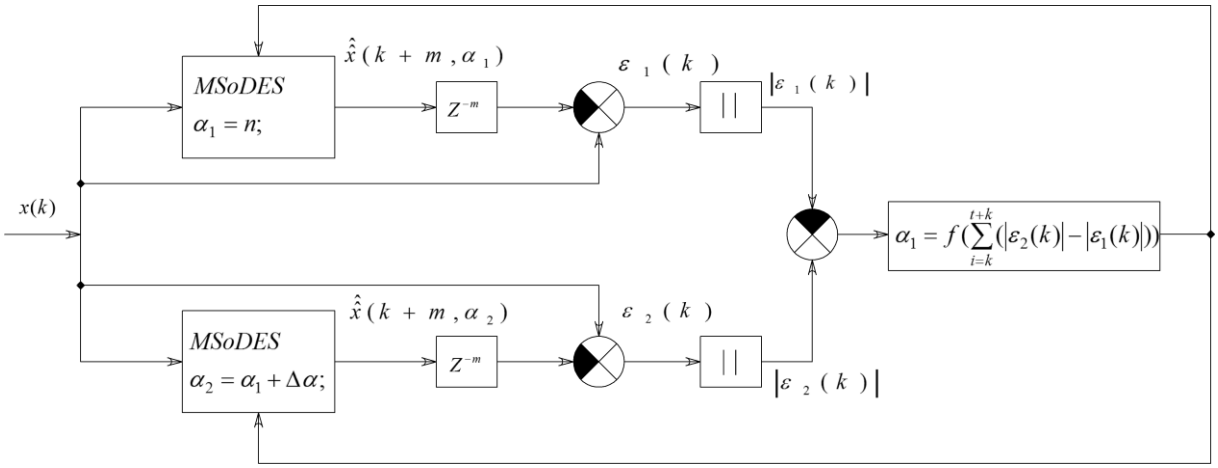


Рис. 2.17. Структурна схема адаптивного двоконтурного експоненціального фільтра

Першим кроком є фільтрація сигналу і отримання прогнозованого згладженого сигналу $\hat{\hat{x}}(k+m)$ після того, як сигнал надходить на два контури фільтрації MSoDES[2]. Для отримання похибки прогнозу необхідно відняти від вхідного сигналу згладжений прогнозований та затриманий на m кроків сигнал. Значення похибок прогнозу $\varepsilon_1(k)$ та $\varepsilon_2(k)$, спотворені і їх порівняння не дасть необхідної інформації про якість прогнозу і згладжування кожним контуром. Для отримання цієї інформації необхідно взяти модулі цих похибок. Віднявши $|\varepsilon_1(k)|$ від $|\varepsilon_2(k)|$ отримуємо значення різниці модулів, що дасть можливість провести аналіз. Якщо значення різниці між $|\varepsilon_1(k)|$ і $|\varepsilon_2(k)|$ від'ємне – то похибка прогнозу першого контуру більша, аніж похибка прогнозу другого, а значить якість фільтрації і прогнозу вища у другого контуру. На основі однієї оцінки робити висновок про якість фільтрації не є доречним, саме тому визначається масив із e_t значень, сума яких дає об'єктивну оцінку про те, який із контурів фільтрації показує кращу якість. Якщо контур фільтрації із більшим значенням коефіцієнта згладжування показує кращий результат, у порівнянні із меншим – то α зростає, і навпаки.

Адаптацію визначає функція залежності зміни коефіцієнта згладжування від суми різниць модулів похибки прогнозу кожного із контурів за визначений період часу. Цю функцію можна описати оператором розгалуження, який працює по

[2] Modified structure of double exponential smoothing – модифікована схема підключення за ноніусним принципом нарощування фільтруючих блоків, що функціонують по принципу подвійного експоненціального згладжування Брауна.

принципу «якщо – то» з урахуванням логіки, що описана вище. Збільшення та зменшення коефіцієнта згладжування, як і у випадку з механізмом адаптації по МНК, визначається у відсотковому співвідношенні. У нашій моделі $\Delta\alpha = 0.1\alpha$.

Такий процес продовжується протягом часу, поки коефіцієнт згладжування не стає близьким до оптимального для даного рівня шумів, після чого продовжує коливатись у визначених межах навколо близького до оптимального значення. Якщо ж рівень шумів зменшується або збільшується, то процес адаптації повторюється.

Даний алгоритм реалізовано у вигляді програми на мові програмування Matlab [Додаток В]. Розглянемо один зі змодельованих варіантів роботи адаптивного фільтра-предиктора у середовищі моделювання Matlab (рис. 2.18). Корисний сигнал представлений у вигляді лінійної функції.

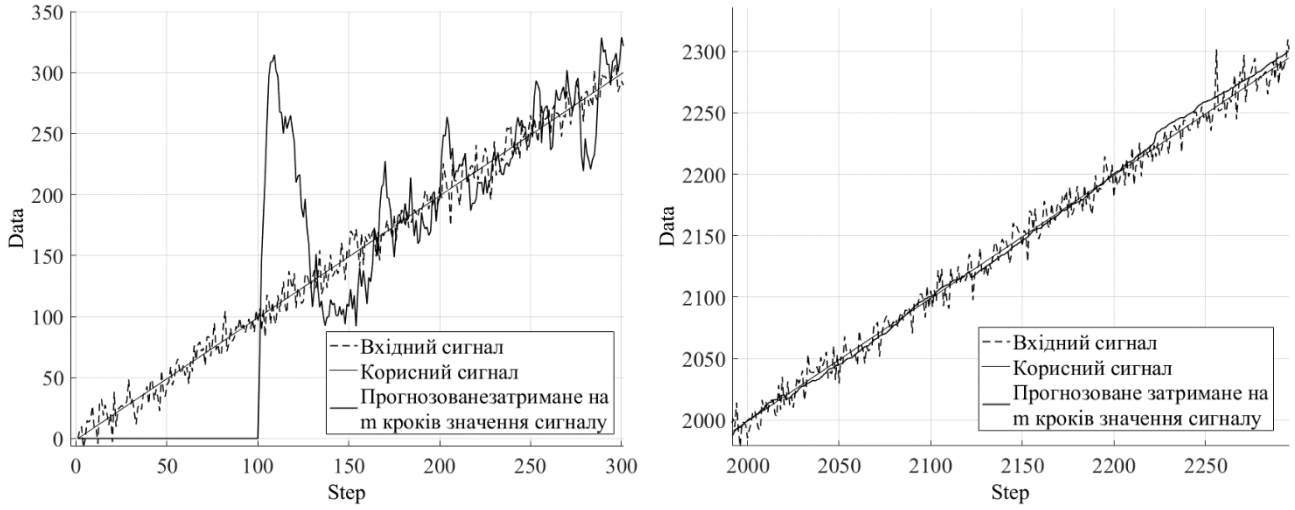


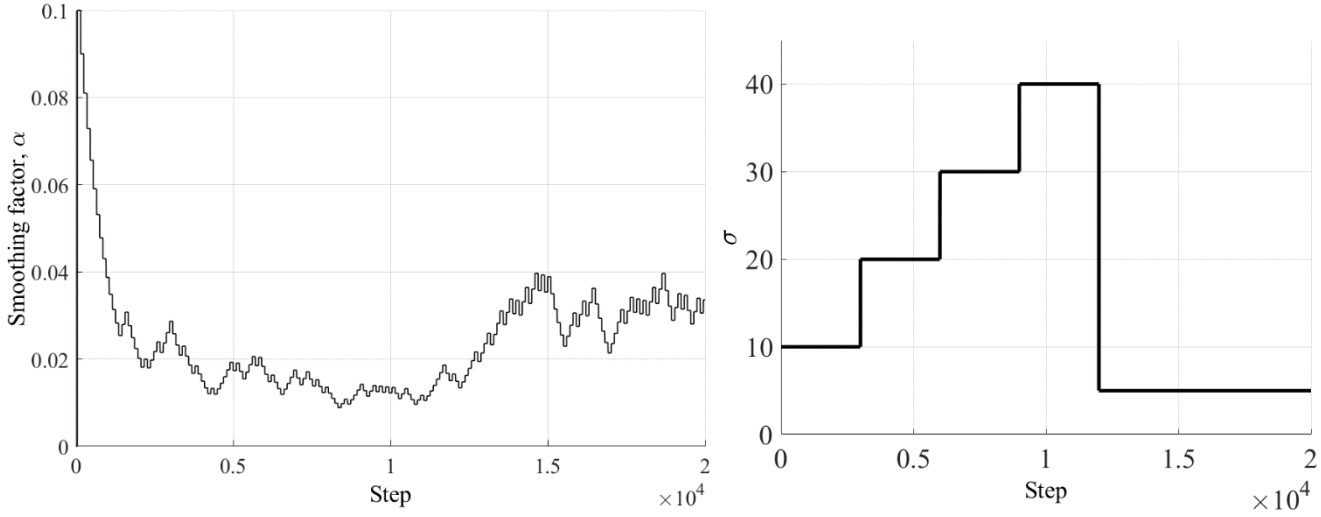
Рис. 2.18. Процес прогнозування сигналу із використанням диференційного двоконтурного алгоритму адаптації

Даний дослід проводився із наступними параметрами: кількість вимірів (кроків) сигналу, що визначають тривалість процесу моделювання n=20000; кількість вимірів (кроків) сигналу, що використовуються для оцінювання якості роботи двох контурів фільтрації e_t=100; кількість кроків, на яку необхідно отримати прогнозоване значення сигналу m=50; крок зміни коефіцієнта згладжування протягом процесу адаптації $\Delta\alpha = 0.1\alpha$.

Втрата інформації на інтервалі [0–100] має місце в даній системі через те, що прогнозоване значення має базуватись на основі попередніх вимірюваних оброблених

даних. Зі збільшенням кількості вимірювань, на які здійснюється прогнозування збільшується втрата інформації та час, який необхідний системі для адаптації і отримання якісного відфільтрованого прогнозованого сигналу.

Амплітуда шумів протягом моделювання змінювалась ступінчасто (рис. 2.19 *б*). Зміни рівня шумів відображаються на зміні коефіцієнта α (рис. 2.19 *а*). Зі збільшенням амплітуди шумів (інтервал [0…12000]), коефіцієнт згладжування α спадає близько до оптимального значення 0.015 і продовжує коливатись навколо нього. Коли значення амплітуди шумів зменшується до значення 5 (інтервал [12000…20000]) α зростає і продовжує коливатись навколо значення 0.03.

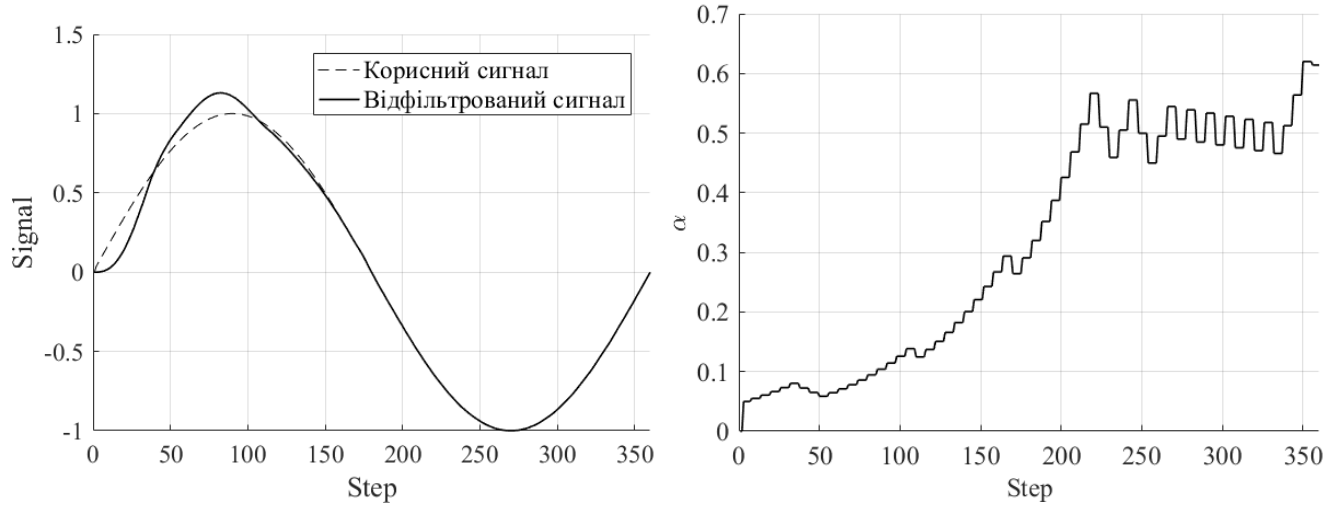


а *б*

Рис. 2.19. Процес адаптації коефіцієнта згладжування (*а*) при зміні амплітуди шумів (*б*) диференційного двоконтурного алгоритму

Для перевірки адекватності роботи даного методу адаптації розглянемо випадок адаптації коефіцієнта згладжування для сигналу, що має лінійну і нелінійну складову, а саме синусоїдальний сигнал (рис. 2.20). Мета даної перевірки: прослідкувати поведінку алгоритму за відсутності шумів в умовах, коли початкові параметри адаптивного фільтра-предиктора вказані без урахування апріорної інформації, або в умовах її відсутності. Таким чином початкове значення коефіцієнта згладжування $\alpha = 0.05$, що вказує на високий рівень інерційності. На отриманих графіках даного процесу (Рис 2.20) спостерігається зміна коефіцієнт α від

початкового значення 0.05 до 0.5 і продовжує коливатись навколо даного значення, що пришвидшує компенсацію похибки слідування.



а *б*

Рис. 2.20. Адаптація алгоритму фільтрації при відстеженні сигналу синусоїдальної форми: *а* – відстежування сигналу; *б* – зміна коефіцієнта згладжування протягом процесу адаптації

Найкращі результати роботи адаптивного фільтру-предиктора, як інтегрованої програми по обробці інформації, можна отримати, задавши відповідні для цієї системи початкове значення коефіцієнта згладжування α та кількість e_t вимірів, що використовуються для оцінювання якості роботи двох контурів фільтрації.

2.4.3. Адаптація коефіцієнта згладжування із використанням диференційного принципу трьох контурів фільтрації

Оцінювання якості фільтрації у системі із двоконтурним фільтром будувалась на усередненні різниці модулів похибок прогнозу $|\varepsilon_1(k)|$ і $|\varepsilon_2(k)|$. У системах із великим кроком дискретизації, де одержання інформації від вимірювальних пристроїв може відбуватись із затримкою за рахунок аналого-цифрового перетворення, процесу обробки сигналу, та деяких конструктивних особливостей реалізації вимірювального елементу, кількість часу (кроків) для оцінювання якості фільтрації зменшується. Для дослідження впливу кількості кроків, що

використовуються для оцінювання якості фільтрації, на похибку фільтрації та похибку прогнозу, було проведено дослідження у середовищі Matlab (рис. 2.21).

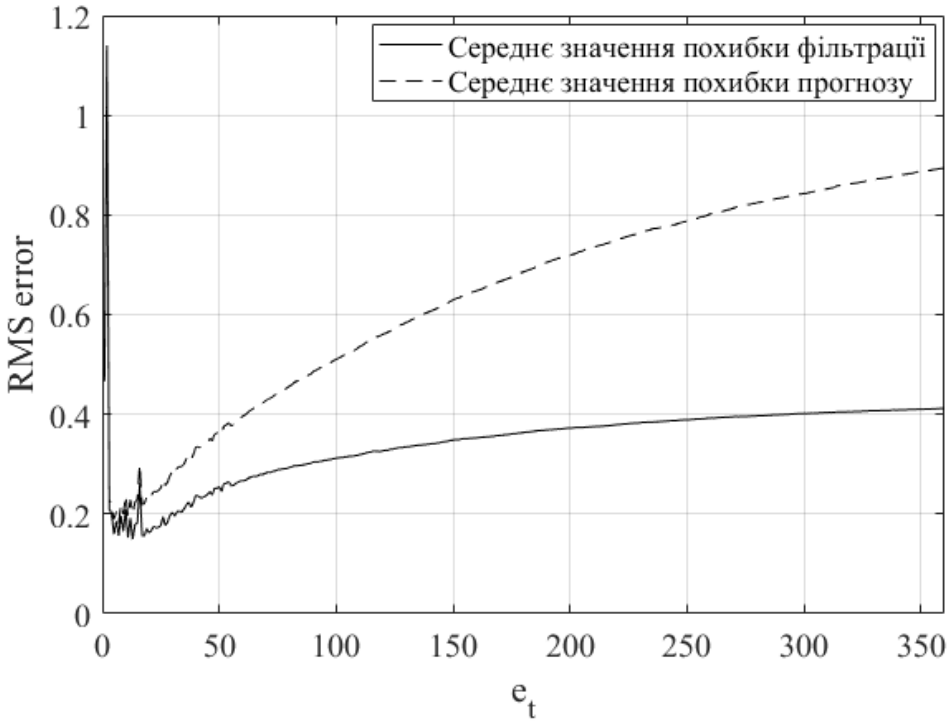


Рис. 2.21. Залежність похибки фільтрації і похибки прогнозу від кількості кроків, які використовуються для оцінювання якості фільтрації e_t

Окрім того, за рахунок того, що у двоконтурному алгоритмі адаптації коефіцієнта згладжування кожні t кроків здійснюється зміна α, при певному рівні шуму можна спостерігати коливальну зміну коефіцієнта згладжування навколо близького до оптимального значення. Кожне зменшення α веде до збільшення інерційності системи фільтрації і збільшення втрати корисної інформації у випадку різкої зміни траєкторії сигналу. Збільшення коефіцієнта згладжування навпаки зменшує інерційність і дозволяє швидко пристосуватись до зміни корисної складової, але при цьому зменшується ступінь згладжування і це може збільшувати втрати корисної інформації за рахунок впливу шумів. Виходячи із вищезазначеного постійні зміни коефіцієнта згладжування, особливо у системах із великим кроком дискретизації, за наявності недостатнього часу для збору даних для адаптації коефіцієнта згладжування, а отже не точності оцінок похибок прогнозу можуть призвести до хибного рішення і втрати корисної інформації.

Для вирішення даної проблеми було створено триконтурну систему адаптації [79] коефіцієнта згладжування (рис. 2.22). Принцип дії даного алгоритму адаптації схожий із двоконтурним, але має суттєві відмінності у своїй реалізації.

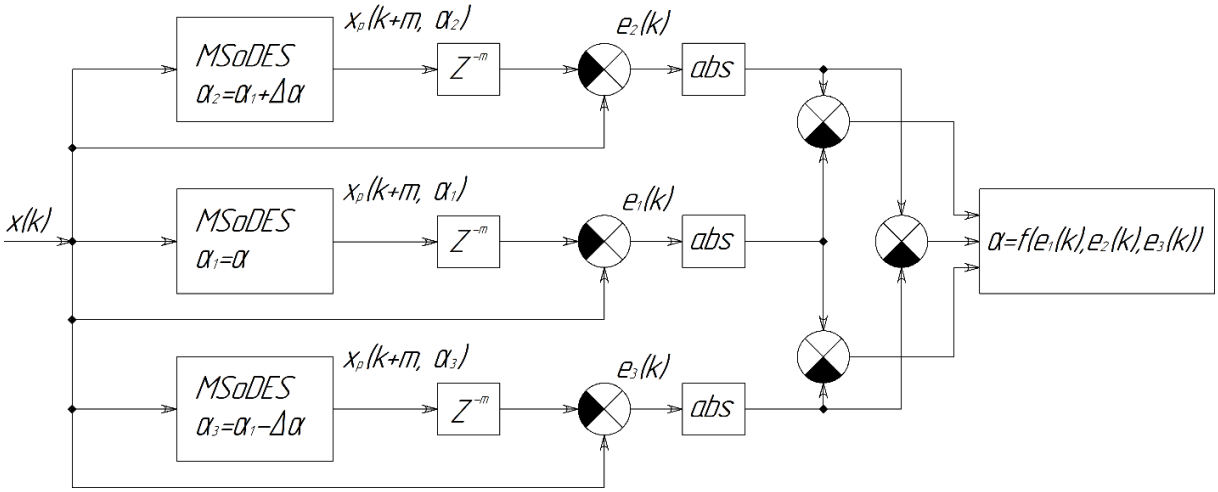


Рис. 2.22. Структурна схема триконтурного алгоритму адаптації

У двоконтурній системі один контур працює як основний, а інший – у якості опорного. Із основного контуру постійно на вихід системи надходять дані: прогнозовані і відфільтровані значення сигналу.

Триконтурна модель адаптації представлена у вигляді трьох контурів фільтрації, які працюють паралельно із коефіцієнтами згладжування: $\alpha_1 = \alpha$, $\alpha_2 = \alpha+\Delta\alpha$, $\alpha_3 = \alpha-\Delta\alpha$, де $\Delta\alpha=0.1\ \alpha$. Подібно до двоконтурної системи відбувається знаходження похибок прогнозу кожного із трьох контурів фільтрації, але на відміну від двоконтурного алгоритму адаптації, у даному випадку маємо змогу порівнювати різниці не лише контурів із більшим і меншим значенням коефіцієнта згладжування, а і контурів із більшим і середнім, більшим і меншим і середнім і меншим значеннями α. Таким чином з'являється додаткова перевірка інформації про величину похибок прогнозу контурів а також про істотність різниці похибок прогнозу.

Наступним кроком у адаптації коефіцієнта згладжування є умова на основі якої здійснюється зміна α. Якщо у двоконтурній системі алгоритм адаптації керується логікою порівняння сум різниць модулів похибок прогнозу поточного періоду оцінювання і попереднього і на основі цього вирішує чи збільшувати значення α чи зменшувати його, то у даній системі логіка може бути більш складною. У пам'яті

фільтруючого алгоритму зберігаються значення сумарних значень різниць похибок прогнозу між контурами із α_2 і α_1, α_2 і α_3, α_1 і α_3, де $\alpha_1 = \alpha$, $\alpha_2 = \alpha+\Delta\alpha$, $\alpha_3 = \alpha-\Delta\alpha$ за поточний період оцінювання і за попередній.

Особливість триконтурної моделі адаптації, що під час процесу зміни коефіцієнта згладжування, α змінюється у двох контурах із трьох. А контур, що мав найменшу похибку прогнозу стає так би мовити «центральним» або тим, із якого отримуються вихідні дані, два інші вибудовуються навколо нього і продовжують функціонувати із коефіцієнтами згладжування α_2 і α_3.

У даній реалізації умова зміни «центрального» контуру може бути описана наступними умовами.

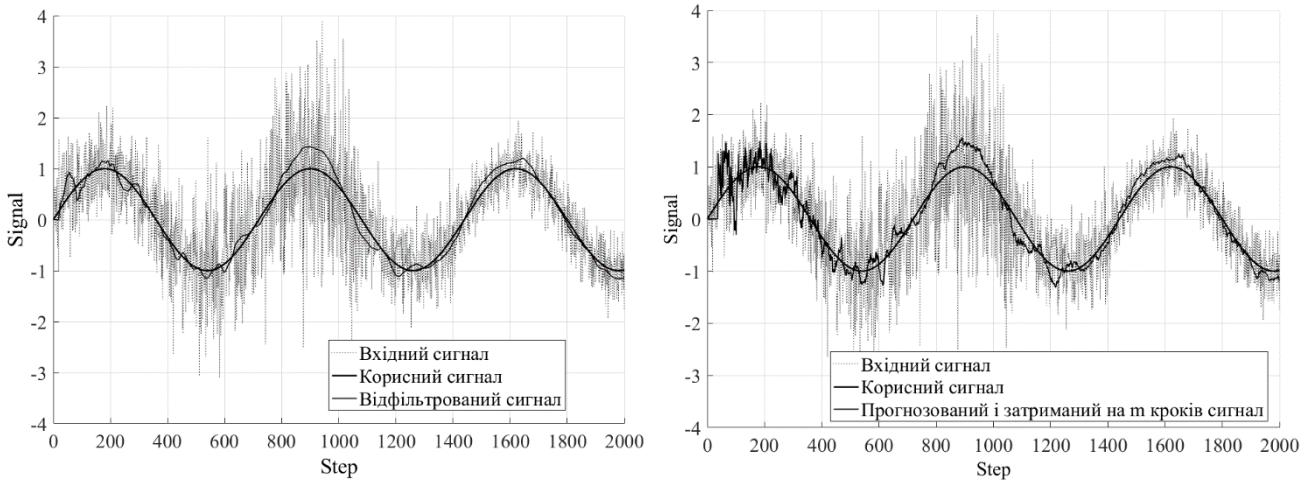
- **Якщо** сумарне значення різниць похибок прогнозу між контурами, що функціонують із α_2 і α_1, за даний період оцінювання **більший** за значення цього ж параметра за попередній період оцінювання **і якщо** сумарне значення різниць похибок прогнозу між контурами, що функціонують із α_2 і α_3, за даний період оцінювання **більше** за значення цього ж параметра за попередній період оцінювання, **тоді** за контур, що видає дані на вихід системи («центральний контур») приймається контур, що функціонував із значенням α_3. Номінально значення $\alpha_1 = \alpha_3$. Відбувається перерахунок коефіцієнтів згладжування двох інших контурів.

- **Якщо** сумарне значення різниць похибок прогнозу між контурами, що функціонують із α_2 і α_1, за даний період оцінювання **менше** за значення цього ж параметра за попередній період оцінювання **і якщо** сумарне значення різниць похибок прогнозу між контурами, що функціонують із α_1 і α_3, за даний період оцінювання **менший** за значення цього ж параметра за попередній період оцінювання **тоді** за контур, що видає дані на вихід системи («центральний контур») приймається контур, що функціонував із значенням α_2. Номінально значення $\alpha_1 = \alpha_2$. Відбувається перерахунок коефіцієнтів згладжування двох інших контурів.

- **Якщо** жодна із вищеописаних умов не виконується, «центральний» фільтр продовжує працювати із поточними коефіцієнтів згладжування.

Даний алгоритм адаптації реалізовано за допомогою мови програмування Matlab. Отримано результати фільтрації (рис. 2.23 *а*), прогнозування сигналу

(рис. 2.23 *б*), а також процес адаптації коефіцієнта згладжування при зміні рівня шумів. Алгоритм, реалізований у вигляді скрипту на мові програмування Matlab [Додаток Г].



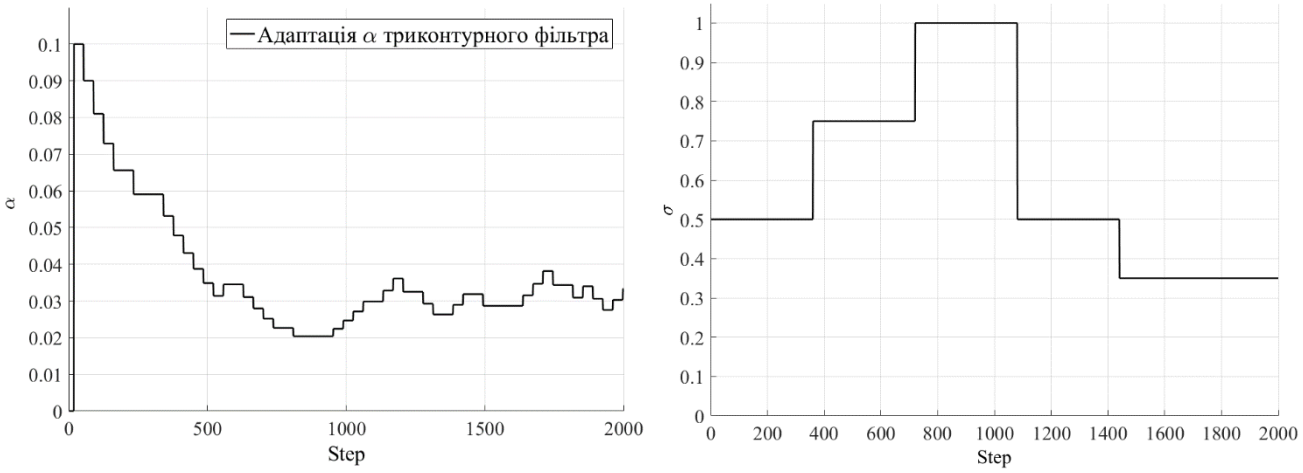
а *б*

Рис. 2.23. Процес фільтрації (*а*) та прогнозування (*б*) адаптивним триконтурним фільтром-предиктором

У моделюванні процесу визначення прогнозованих значень сигналу для візуалізації було використано прогнозований і затриманий на m кроків сигнал. Це дозволяє більш ефективно здійснити оцінку роботи алгоритму прогнозування. Процес адаптації коефіцієнта згладжування триконтурного фільтра (рис. 2.24 *а*) відрізняється від двоконтурного алгоритму наявністю незмінним значенням коефіцієнта згладжування протягом кількох періодів оцінювання якості фільтрації і прогнозування. Незмінність коефіцієнта згладжування α зменшує кількість коливань коефіцієнта згладжування α навколо близького до оптимального значення і, як наслідок, за рахунок відсутності перехідних процесів покращує якість фільтрації і прогнозу в умовах нестаціонарності характеристик сигналу і шуму.

Триконтурний диференційний метод адаптації дозволяє більш точно оцінити якість роботи «центрального» контуру відносно двох інших контурів із меншим і більшим коефіцієнтами згладжування. На дану оцінку також впливає значення різниці α між контурами. Так зростання значення $\Delta\alpha$ призводить до більш точної оцінки і швидкого налаштування близького до оптимального значення коефіцієнта згладжування, але для стійкої роботи алгоритму протягом процесу адаптації значення

α_1, α_2, α_3, мають лежати в межах значень від 0 до 1, що обмежує збільшення значень величини $\Delta\alpha$.



а *б*

Рис. 2.24. Процес адаптації коефіцієнта згладжування (*а*) при зміні амплітуди шумів (*б*) диференційного триконтурного алгоритму

2.4.4. Алгоритм адаптації коефіцієнта згладжування відповідно до зміни рівня шумів

Всі вищеописані методи адаптації коефіцієнта згладжування передбачали здійснення зміни коефіцієнта згладжування, на основі оцінки даних, які накопичувались протягом певного періоду часу e_t. Для зменшення часу на адаптацію коефіцієнта згладжування є актуальним розроблення алгоритму, який мав би змогу на основі невеликої кількості даних здійснювати налаштування α паралельно з основним процесом адаптації. Однією з вимого до даного алгоритму є те, щоб він не обтяжував систему обчисленнями і не вимагав застосування великих об’ємів пам’яті ЕОМ.

Відповідно до встановлених вимого запропоновано метод (рис. 2.25), який може бути інтегрованим у інші методи адаптивної фільтрації та прогнозування, що розроблені із використанням принципу ноніусного нарощування фільтрації. Реалізований алгоритм складається з кількох кроків. Першим із них є визначення модулю різниці між вхідним сигналом і відфільтрованим сигналом $x_{snr}(i)$, отриманим

із виходу модифікованої за принципом ноніусного нарощування структури фільтрації MSoDES. Для усереднення даного значення використовується звичайне експоненціальне згладжування малоінерційним фільтром ($\alpha \approx 0.1$). Усереднення здійснюється з метою зменшення різниці між попереднім і теперішнім значенням $x_{snr}(i)$. Таким чином можна отримати інформацію про тенденцію зміни амплітуди шумів.

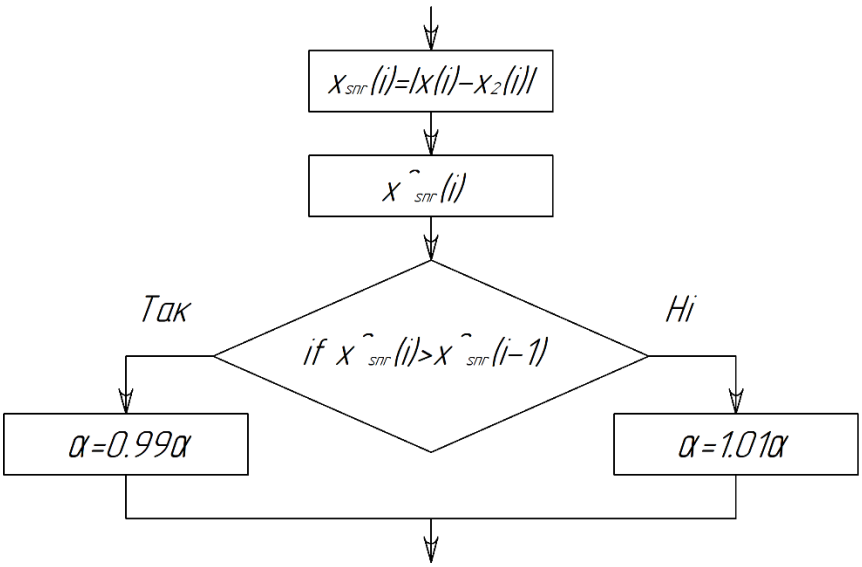


Рис. 2.25. Алгоритм адаптації коефіцієнта згладжування на кожному кроці

Наступним кроком є порівняння згладженого значення $\hat{x}_{snr}(i)$ у даний момент часу і попередній $\hat{x}_{snr}(i-1)$. Якщо поточне значення $\hat{x}_{snr}(i)$ більше за попереднє – це вказує, що амплітуда шумів зростає і коефіцієнт згладжування необхідно зменшити, і навпаки. Даний алгоритм було реалізовано за допомогою мови програмування Matlab. Результати моделювання показали, що зміна коефіцієнта згладжування понад як на 1–3 % від його попереднього значення може призводити до збільшення похибок фільтрації і прогнозування.

Даний метод було інтегровано у адаптивний диференційний алгоритм адаптації коефіцієнта згладжування. У результаті похибка фільтрації із інтегрованим алгоритмом адаптації на кожному кроці в середньому зменшилась на 16 %, а похибка прогнозування – на 33 %.

Висновки до розділу 2

1. Здійснено опис процесу подвійного експоненціального згладжування у вигляді передавальної функції у неперервній формі, що дозволило дослідити вплив коефіцієнта згладжування на похибки фільтрації (похибки слідування), які обумовлені інерційністю фільтра.

2. Здійснено опис процесу подвійного експоненціального згладжування у вигляді різницевих рівнянь, що дозволило здійснити його реалізацію у вигляді рекурентного цифрового фільтра-предиктора на мові програмування Matlab та у середовищі Simulink. Це дозволило отримати експериментальні дані, які визначають якість роботи даного алгоритму цифрової обробки сигналів.

3. Розроблено ноніусний принцип нарощування структури фільтра, який дозволив досягти астатизму процесу фільтрації необхідного порядку. У якості моделі фільтрації, яка передбачала використання ноніусного принципу нарощування, для подальших досліджень було використано фільтр, що забезпечує астатизм у випадку відслідковування сигналів, які можуть бути описані функціями першого і другого порядків.

4. Досліджено методи отримання інформації про якість фільтрації і прогнозування у випадку відсутності апріорної інформації про тренд корисного сигналу і характер зміни шуму.

5. Розроблено метод адаптації коефіцієнту згладжування залежно від зміни амплітуди шумів із використанням МНК, що забезпечує високу швидкодію процесу оцінювання.

6. Розроблено диференційний метод адаптації із використанням двох і трьох фільтрів із різними коефіцієнтами коефіцієнтів згладжування, який забезпечує високу якість оцінювання якості фільтрації і прогнозування.

7. Розроблено метод адаптації коефіцієнта згладжування на кожному кроці відповідно до зміни рівня шумів.

8. Реалізовано у вигляді програм на мові Matlab та в середовищі Simulink адаптивні фільтри-предиктори, які використовують ноніусний принцип нарощування структури та розроблені методи адаптації коефіцієнту згладжування до зміни характеристик шумів.

РОЗДІЛ 3.
АДАПТАЦІЯ КОЕФІЦІЄНТА ЗГЛАДЖУВАННЯ В НЕСТАЦІОНАРНИХ СТОХАСТИЧНИХ СИСТЕМАХ

3.1. Дослідження роботи двоконтурного експоненціального фільтра-предиктора шляхом комп'ютерного моделювання

Якість фільтрації та прогнозування сигналу залежить від кількох чинників. Одним із них є природа сигналу [80, 81]. Якщо порівняти сигнал, який може бути описаний функцією першого або другого степеня у певній часовій області і сигнал, який описується функцією випадкових чисел, розподілених по нормальному закону, то якість фільтрації і прогнозу буде значно відрізнятись. Це пояснюється тим, що представлена у даній роботі базова модель фільтрації є рекурсивною і визначає згладжене і прогнозоване значення сигналу на основі попередніх значень.

Серед інших чинників, які впливають на якість обробки сигналу варто визначити наступні: амплітуда шумів, швидкість зміни амплітуди шумів протягом процесу фільтрації, відношення між частотою зміни амплітуди шумів та проміжком часу, за який відбувається процес оцінювання, наявність аномальних даних, різниця коефіцієнтів згладжування між контурами фільтрації, а також частота вимірів сигналу (час дискретизації).

Для визначення умов, за яких є доцільним і ефективним застосовування розроблених моделі фільтрації та прогнозування і методів адаптації коефіцієнта згладжування, проведено ряд комп'ютерних експериментів, протягом яких здійснювались зміни величин вищезазначених факторів. Для моделювання процесу використано мову програмування Matlab. Оцінювання якості роботи розроблених алгоритмів здійснювалось із використанням значення середньоквадратичної похибки фільтрації та прогнозу З метою визначення поведінки розробленої моделі використано двоконтурний фільтр-предиктор з диференційним методом адаптації коефіцієнта згладжування.

З метою скорочення описової частини кожного із випадків моделювання було ряд величин, які визначають основні параметри адаптивного фільтра-предиктора та умови, за яких формується вхідний сигнал, шумовий вплив, кількість вимірювань сигналу та інші параметри:

n – кількість вимірів (кроків) сигналу, що визначають тривалість процесу моделювання;

e_t – кількість вимірів (кроків) сигналу, що використовуються для оцінювання якості роботи фільтрації;

m – кількість кроків, на яку необхідно отримати прогнозоване значення сигналу;

σ – параметр функції генерації псевдовипадкових чисел розподілених за нормальним законом, що визначає амплітуду шуму;

α – коефіцієнт згладжування, який визначає ступінь фільтрації, може змінюватись;

$\Delta\alpha$ – крок зміни коефіцієнта згладжування протягом процесу адаптації.

Проведено ряд комп'ютерних експериментів по визначенню поведінки адаптивного фільтра-предиктора залежно від форми корисного сигналу.

1. Вхідний сигнал представлений функцією псевдовипадкових чисел із накладеним на нього шумом, що описується аналогічною до вхідного сигналу функцією (рис. 3.1). Параметр стандартного відхилення для обох функцій $\sigma = 5$; $n = 10000$; $m = 3$; $e_t = 200$; початкове значення $\alpha = 0.1$; $\Delta\alpha = 0.1\alpha$.

При малих значеннях m, відфільтровані значення незначним чином будуть відрізнятись від прогнозованих, які відносно перших будуть дещо зміщені вліво, при графічному відображенні. Таким чином на отриманих графічних зображеннях процесів моделювання відфільтрованим сигналом є сигнал, що спрогнозований на 3 кроки.

У випадку із корисним сигналом, що описується функцією псевдовипадкових чисел, фільтруючий алгоритм усереднює значення до середнього, що коливається навколо 0. Алгоритм не має змоги побудувати передбачення на основі попередньо отриманих даних, так як вони не мають ніякої закономірності.

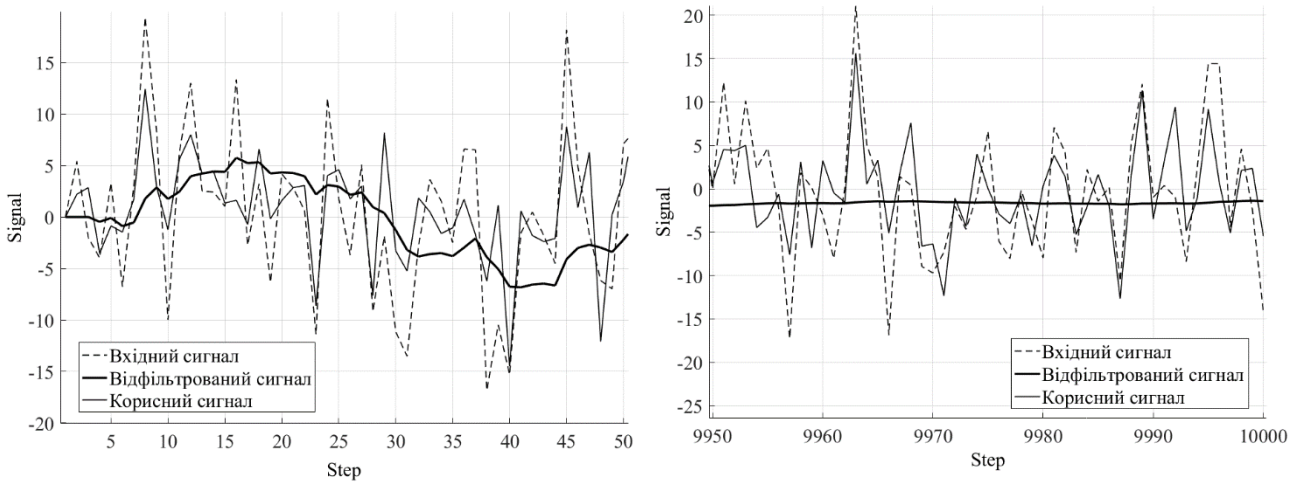


Рис. 3.1. Процес фільтрації вхідного сигналу, який описується функцією псевдовипадкових чисел

Адаптація коефіцієнта згладжування (рис. 3.2) вказує на збільшення інерційності фільтра, відповідно до рівня шумів. У випадку збільшення σ коефіцієнт згладжування продовжуватиме зменшуватись.

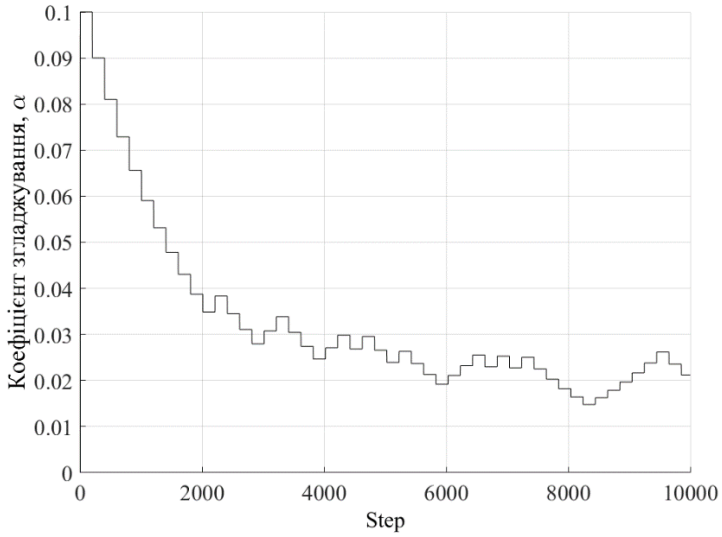


Рис. 3.2. Адаптація коефіцієнта згладжування, при фільтрації сигналу, який описується функцією псевдовипадкових чисел

Використання даного алгоритму в такому випадку не є доцільним.

2. Вхідний сигнал представлений лінійною функцією $y(x)=kx$, де $k = 1$, із накладеним на нього шумовим впливом (рис. 3.3). Параметри моделювання: $\sigma = 5$; $n = 10000$; $m = 3$; $e_t = 200$; початкове значення $\alpha = 0.1$; $\Delta\alpha = 0.1\alpha$.

На початку роботи фільтра ($n = 0…100$) спостерігається перехідний коливальний затухаючий процес, після чого відфільтрований сигнал наближається до

корисного сигналу. Подібні перехідні процеси мають місце при різкому зростанні інерційності фільтра, або зміні форми сигналу, що відслідковується. Їх наявність веде до часткової втрати корисної інформації. Це накладає обмеження на збільшення параметра $\Delta\alpha$ і вказує на те, що коефіцієнт згладжування повинен змінюватись поступово.

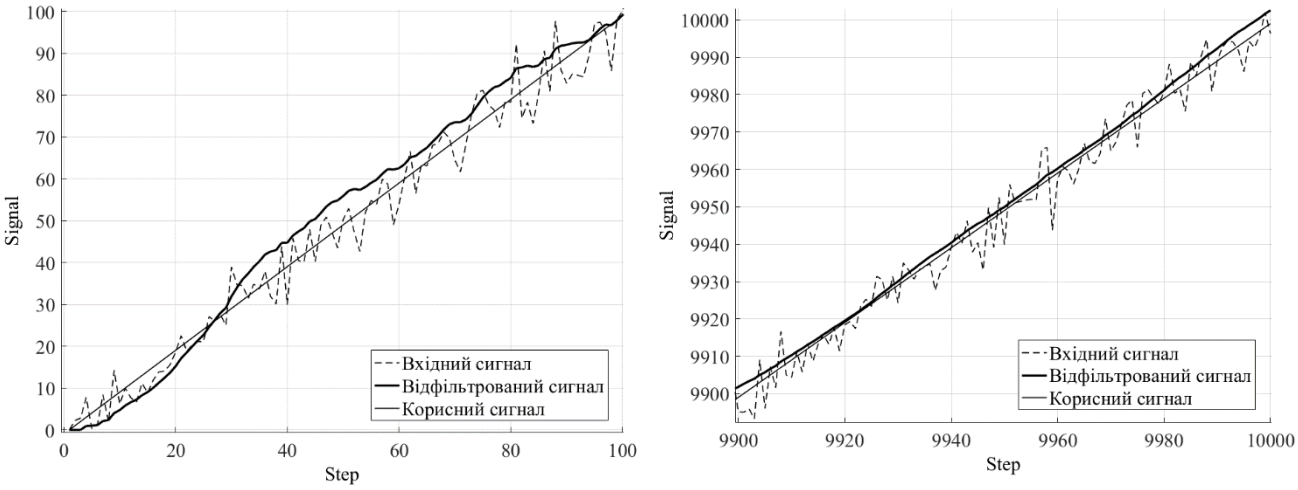
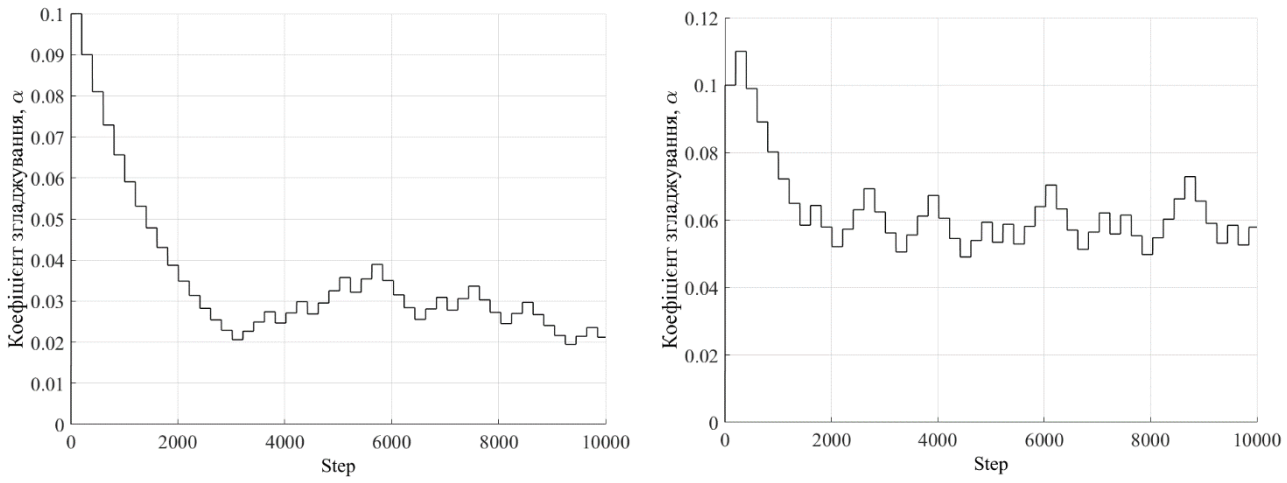


Рис. 3.3. Процес фільтрації вхідного сигналу, який описується лінійною функцією

Розділимо процес адаптації на два етапи. Перший етап: налаштування фільтруючого пристрою під конкретний рівень шуму, у даному випадку незмінний. Візьмемо точку процесу фільтрації, за якої коефіцієнт фільтрації набув значення, що входить у межі від 0.0309 до 0.0495, як початок другого етапу. У даній модуляції це k = 1800. Другий етап процесу адаптації характеризується коливанням коефіцієнта згладжування у межах зазначених вище. Це характеризується тим, що якщо після процесу оцінювання, похибка прогнозу у контурі із більшим значенням α буде меншою, аніж у контурі із меншим значенням α то, за логікою даного алгоритму адаптації, α буде збільшена на 10 % (величина збільшення та зменшення коефіцієнта згладжування задається перед процесом моделювання), і навпаки. Саме тому коефіцієнт згладжування змінює своє значення кожні e_t вимірів.

Порівнюючи ці два етапи, можна зробити висновок, що якість фільтрації значно зростає на другому етапі, прогнозований сигнал не завжди зміщений на необхідну кількість кроків, але він повторює форму корисного сигналу і дає уявлення про майбутнє значення у випадку сигналу лінійної форми.

Порівняємо процеси адаптації алгоритму фільтрації за умови, що вхідний сигнал представлено лінійними функціями $y(x)=kx$, із $k = 0.5$ та $k = 2$, із накладеним на нього шумовим впливом (рис. 3.4). Параметри моделювання: $\sigma = 5$; $n = 10000$; $m = 3$; $e_t = 200$; початкове значення $\alpha = 0.1$; $\Delta\alpha = 0.1 \cdot \alpha$.



а *б*

Рис. 3.4. Адаптація коефіцієнта згладжування протягом процесу адаптації для $k = 0.5$ (*а*) і $k = 2$ (*б*)

Аналізуючи отримані графіками можна визначити, що перша стадія адаптації триває приблизно протягом перших 2000 вимірів сигналу, за умов даного рівня шумів, початкового значення коефіцієнта згладжування, а також обраної кількості вимірів, що визначають період, за який відбувається оцінка якості системи фільтрації. Кривина лінійної складової впливає на близьке до оптимального значення α. Якщо кривина лінійної складової зростає, інерційність фільтра зменшується, і навпаки. Це пояснюється зміною відношення шум-сигнал.

За умови, коли система фільтрації намагається відстежити сигнал, що має лінійну складову і надходить на вхід системи із накладеним на нього шумом, алгоритму необхідний певний час для адаптації коефіцієнта згладжування під певний рівень шумів, який залежить як від кривини лінійної складової корисного сигналу, так і від початкових параметрів фільтрації.

3. Вхідний сигнал представлений квадратичною функцією $y(x)=kx^2$, де $k = 0.25$, із накладеним на нього шумовим впливом (рис. 3.5). Параметри моделювання: $\sigma = 10000$; $n = 10000$; $m = 3$; $e_t = 200$; початкове значення $\alpha = 0.1$;

$\Delta\alpha = 0.1\alpha$. Параметр стандартного відхилення у функції генерації псевдовипадкових чисел розподілених по нормальному закону, що визначає амплітуду шумів, σ був збільшений до значення 10000 у зв'язку із тим, що малі значення цього параметра мають не значний спотворюючий вплив за умови, коли корисний сигнал описується квадратичною функцією.

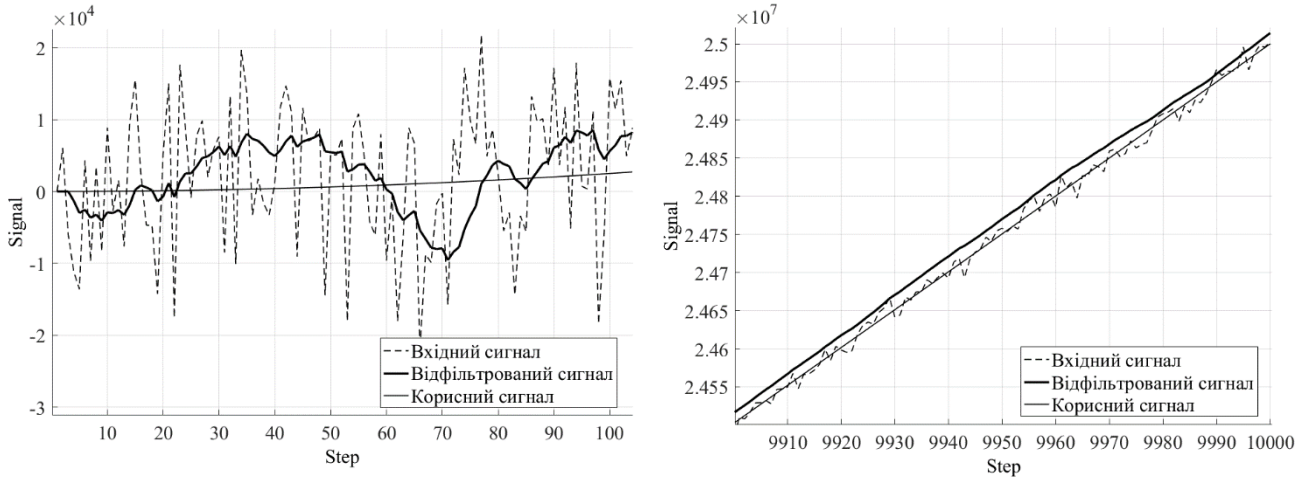
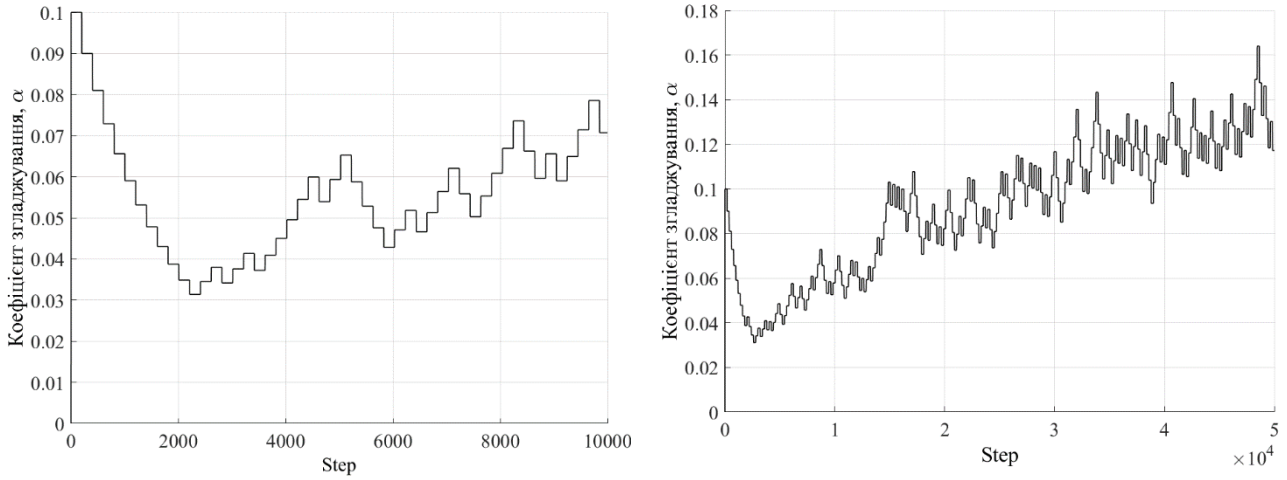


Рис. 3.5. Процес фільтрації вхідного сигналу, який описується квадратичною функцією

Зменшення співвідношення шум-сигнал призводить до покращення якості прогнозування, за рахунок зменшення впливу шумових спотворень. Цей ефект проілюстровано на графічному зображенні процесу фільтрації (рис. 3.5), якщо порівняти відношення шуму і корисного сигналу на початку роботи алгоритму і на пізніх етапах моделювання.

Протягом, приблизно, перших 2000 вимірів алгоритм адаптується відповідно до даного рівня шуму (рис. 3.6 *а*) після чого, подібно досліду із вхідним сигналом лінійної форми, відбуваються коливальні зміни коефіцієнта фільтрації. У даному випадку спостерігаємо, що розподілення на дві стадії адаптації, як у випадку із сигналом лінійної форми має місце на початку роботи алгоритму адаптації, після чого коефіцієнт згладжування α зростає за рахунок стрімкого зменшення співвідношення шум-сигнал. Ефект зменшення впливу шумів з часом можна наочно спостерігати зі збільшенням часу моделювання, змінивши кількість вимірів і 10000 до 50000 (рис. 3.6 *б*).



а *б*

Рис. 3.6. Адаптація коефіцієнта згладжування α протягом процесу адаптації протягом 10000 кроків (*а*) і 50000 кроків (*б*)

4. Вхідний сигнал описується синусоїдальною функцією *y(x)=sin(x/k)*, де *k = 10*, із накладеним на нього шумовим впливом (рис. 3.7). Коефіцієнт *k*, в даному випадку введений для того, щоб зменшити частоту зміни сигналу. Параметри моделювання: $\sigma = 0.25$; $n = 10000$; $m = 3$; $e_t = 100$; початкове значення $\alpha = 0.1$; $\Delta\alpha = 0.1\alpha$.

Варто зазначити, що при синусоїдальній природі сигналу, на якість і швидкодію роботи фільтра-предиктора значний вплив має апріорна інформація, яка дозволяє підібрати оптимальні значення кількості кроків, на яку проводився прогнозування, а також кількість кроків, що використовуються для оцінювання якості фільтрації.

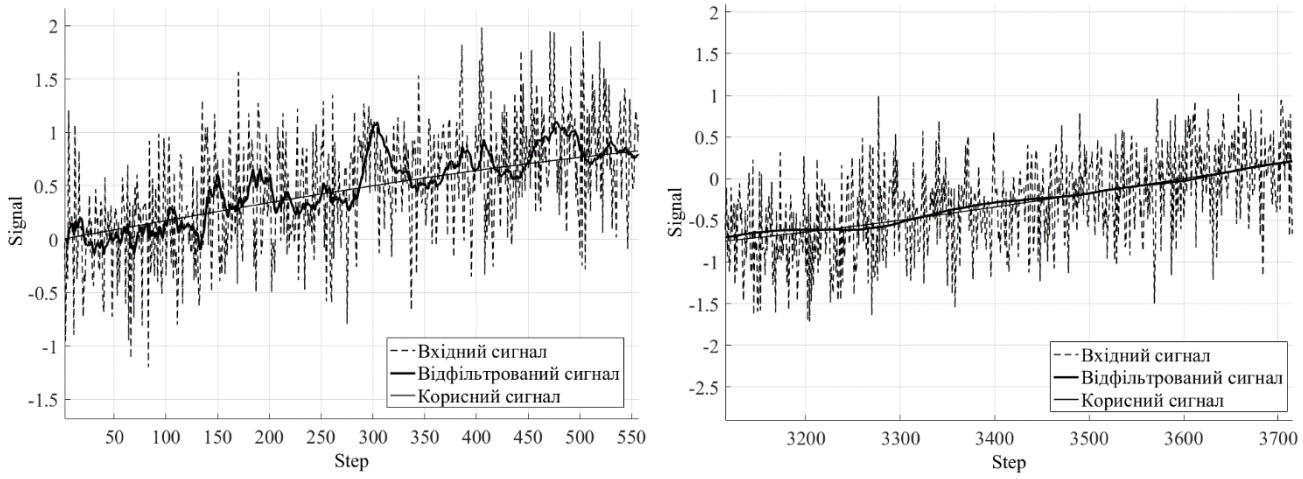


Рис. 3.7. Процес фільтрації вхідного сигналу, який описується функцією синусоїди

Відповідно до попередніх досліджень значення e_t рекомендується встановлювати таким, щоб воно не перевищувало четвертої частини періоду синусоїдального сигналу. У випадку, якщо частота коливання синусоїдального сигналу може змінюватись, варто мінімізувати значення e_t. Більш детальний опис впливу даного параметру на якість фільтрації та прогнозування наведений в наступних главах.

Аналізуючи роботу даного алгоритму при відстеженні сигналу синусоїдальної форми варто відзначити, що одним із недоліків роботи є часткова втрата корисної інформації у місцях зміни траєкторії сигналу. Повна компенсація втрати даної інформації не є можливою в даному алгоритмі, але за рахунок зміни параметрів фільтруючої системи є можливість мінімізація втрати інформації.

Аналізуючи графік зміни коефіцієнта згладжування протягом процесу адаптації (рис. 3.8) можна встановити його схожість із графіком адаптації при роботі алгоритму адаптації у випадку відстеження сигналу лінійної форми. Вплив співвідношення шум-сигнал на процес адаптації коефіцієнта згладжування залежить від амплітуди синусоїдального сигналу. У даному випадку він незначний, так як амплітуда даного корисного сигналу рівна одиниці.

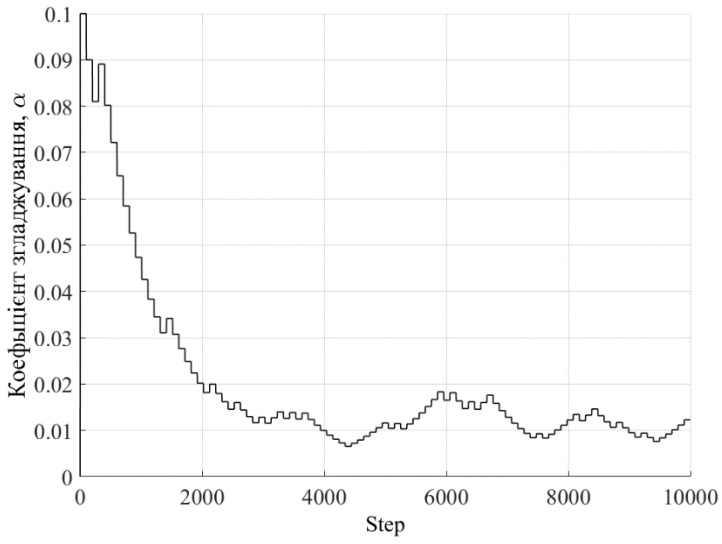


Рис. 3.8. Адаптація коефіцієнта згладжування, при фільтрації сигналу, який описується функцією синусоїди

Корисний сигнал, що описується синусоїдальною функцією є важливим для даного дослідження, так як він дозволяє описати велику кількість процесів, що відбуваються в САК.

5. Реальний вхідний сигнал представлений масивом значень, отриманих із датчика температури. Період зчитування даних – один раз в п’ять хвилин. Параметри фільтрації: n = 483; m = 5; e_t = 10; початкове значення α = 0.15; $\Delta\alpha$ = 0.1α.

У даному випадку неможливо визначити величину рівня шумів. Передбачається, що зміна температури відбувається поступово. При цьому на графіку зміни вхідного сигналу (рис. 3.9) спостерігається дві ділянки, де значення ступінчасто спадають. На початковій стадії роботи фільтра спостерігається адаптація коефіцієнта згладжування (рис. 3.10) до рівня шумів (перші 100 кроків). Після першої стрибкоподібної зміни корисного сигналу має місце часткова втрата інформації (k = 170…230). Протягом наступного масиву вимірів і до кінця процесу фільтрації спостерігаємо коливальну зміну коефіцієнта згладжування від 0.1 до 0.04. Як і у першому випадку після ступінчастої зміни форми сигналу має місце втрата інформації (k = 430…483).

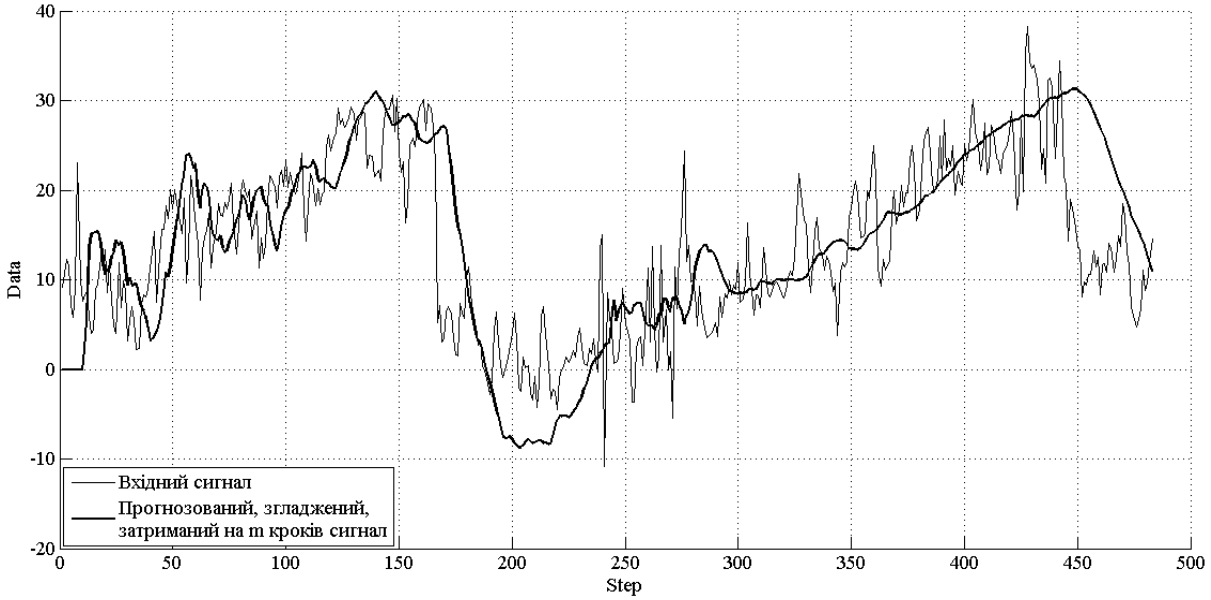


Рис. 3.9. Процес фільтрації вхідного сигналу з датчика температури

У даному випадку точність прогнозованих даних не є високою за рахунок великого значення часу дискретизації. Зменшення параметру e_t у даному випадку збільшує кількість коливань і не дає достатньої кількості даних для об’єктивної

оцінки якості фільтрації. Цей недолік може бути компенсованим за рахунок використання диференційного методу адаптації із використанням трьох контурів фільтрації. Хоча його реалізація і потребує більших ресурсів ЕОМ, але за рахунок великого значення часу дискретизації його використання є виправданим. Водночас, важливим залишається підбір початкового значення коефіцієнта згладжування, що дає змогу мінімізувати втрату інформації на початкових стадіях роботи алгоритму адаптивної фільтрації та прогнозування. Здійснити визначення початкового значення α не завжди є можливим за рахунок нестачі або відсутності інформації про природу корисного сигналу і характеристик шумів.

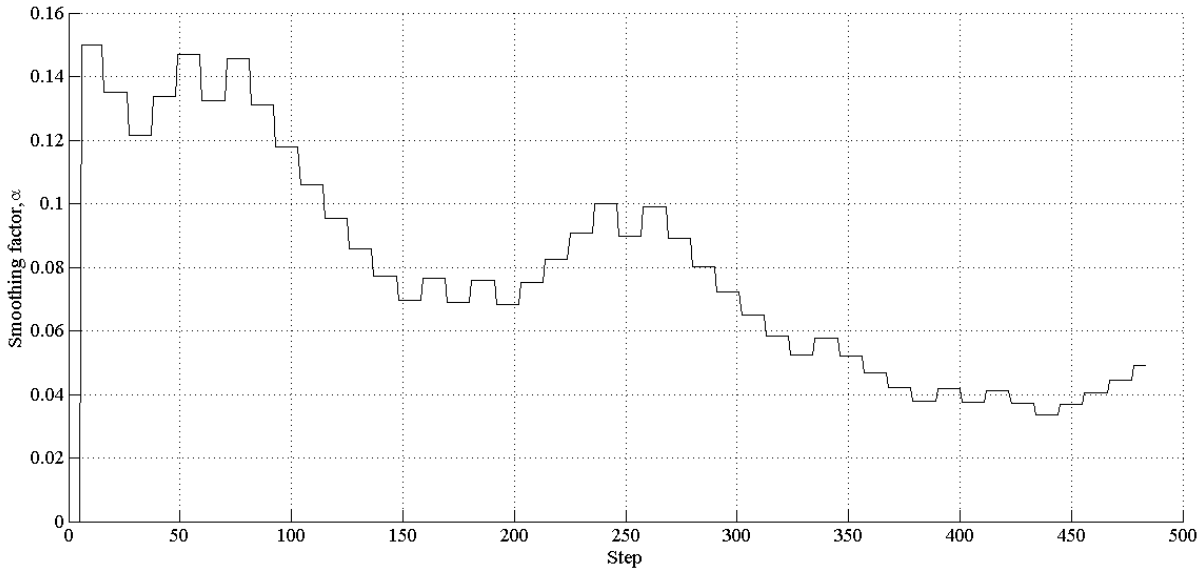


Рис. 3.10. Адаптація коефіцієнта згладжування, при фільтрації сигналу з датчика температури

Таким чином, у даному випадку залежність співвідношення частоти вимірів і кількості вимірів, що використовуються для оцінювання якості згладжування, впливає на швидкість адаптації і є визначним для якісної роботи алгоритму фільтрації та прогнозування.

У результаті, вплив таких параметрів фільтрації як кількість кроків сигналу, що використовуються для оцінювання якості роботи фільтрації, кількість кроків, на яку необхідно отримати прогнозоване значення сигналу, та початкове значення коефіцієнта згладжування значною мірою впливають на якість роботи адаптивного алгоритму фільтрації та прогнозування, незалежно від форми корисного сигналу.

3.2. Аналіз якості фільтрації та прогнозування фільтра-екстраполятора, що працює із використанням МНК

У розділі 3.2 розглянуто взаємозв'язок якості фільтрації і прогнозування двоконтурного фільтра-екстраполятора від форми сигналу, що відслідковується. Варто зазначити, що вищезазначені особливості фільтрації справедливі і для одноконтурного фільтра-екстраполятора, алгоритм адаптації якого функціонує із використанням методу найменших квадратів. Суттєвою різницею, у даному випадку, є те, що на відміну від двоконтурного алгоритму у даному алгоритмі адаптації не передбачений процес збільшення коефіцієнта згладжування за умови, що амплітуда шумів зменшується.

Даний алгоритм може бути інтегрований у системи, де апріорі відомо, що амплітуда шумів або не має тенденції зменшуватись протягом роботи системи, або може зростати. Так як даний фільтр-екстраполятор вимагає меншої кількості ресурсів обчислювальної техніки є необхідність його дослідження на предмет взаємозв'язків якості фільтрації та прогнозування від параметрів, що задаються перед початком роботи даного алгоритму обробки інформації [82, 83].

Умовні позначки параметрів алгоритму функціонування фільтра-екстраполятора, процес адаптації якого використовує МНК (рис. 2.12):

α – коефіцієнт фільтрації;

α_0 – початкове значення коефіцієнта фільтрації;

m – кількість кроків, на які здійснюється прогнозування;

e_t – кількість кроків, що використовуються алгоритмом для оцінки якості фільтрації;

$\Delta\alpha$ – значення, що визначає величину зміни коефіцієнта згладжування протягом процесі адаптації;

e_{acc} – допустиме значення похибки;

$x(k)$ – значення вхідного сигналу у k-му кроці;

$x^*(k)$ – дійсне (корисне) значення сигналу;

$N(k)$ – значення шумового спотворення;

n – кількість вимірів сигналу (кроків);

t – значення лічильника, що визначає, чи масив значень, необхідних для оцінки якості фільтрації, заповнений;

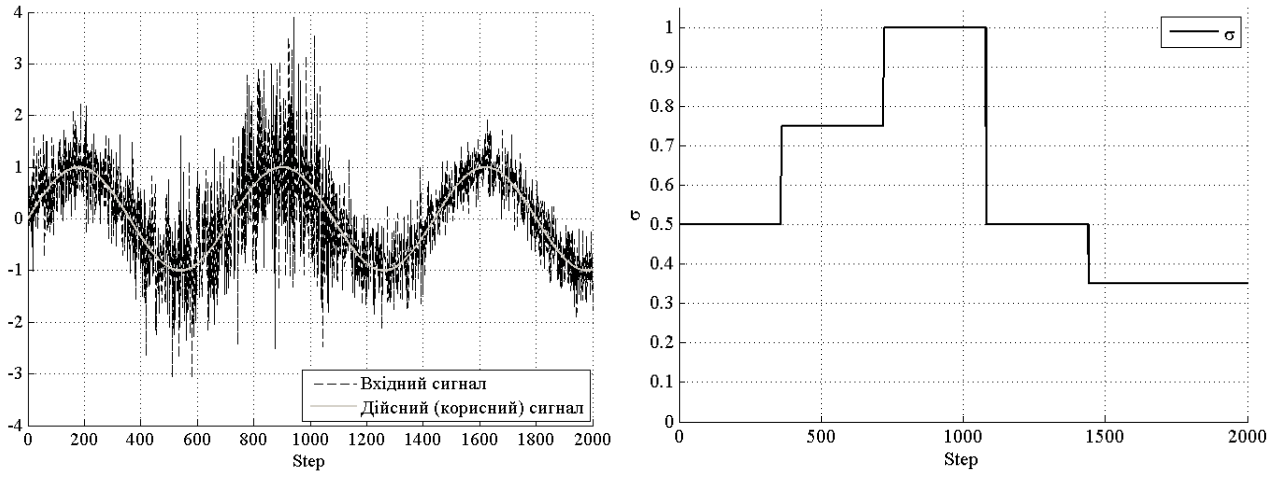
$x_{pred}(k+m)$, $x_{filt}(k)$ – значення прогнозованого сигналу та значення відфільтрованого сигналу;

$x_{pred}[e_t]$ – масив значень, що використовується для оцінювання якості фільтрації;

$x_lms(k)$ – функція, що описує апроксимований сигнал, побудований за допомогою функції *polyfit* в середовищі Matlab на основі масиву $x_{pred}[e_t]$;

e_{rms} – середньоквадратична похибка між значеннями прогнозованого сигналу та значеннями апроксимованого (опорного) сигналу.

У даному дослідженні в ролі корисного сигналу (рис. 3.11 *а*) використано синусоїдальний сигнал, спотворений білим шумом, зі значенням стандартного відхилення, що змінюється в часі (рис. 3.11 *б*).



а *б*

Рис. 3.11. Характеристики вхідного сигналу (*а*) і зміни амплітуди шумів (*б*)

Період синусоїдального сигналу рівний 720 значенням, амплітуда сигналу рівна 1. Даний сигнал був вибраний через те, що він поєднує в собі як лінійну так і не лінійну складові.

Для оцінки якості фільтрації та прогнозу у даному дослідженні було обрано дві величини. Перша з них – середньоквадратичне відхилення (похибка) між корисним сигналом і відфільтрованим сигналом (похибки фільтрації), друга –

середньоквадратична похибка між значеннями прогнозованого затриманого на m кроків сигналу та корисного сигналу (похибка прогнозу).

Для аналізу якості було визначено чотири параметри, які відповідно до структури алгоритму адаптації, мають найбільший вплив на якість фільтрації та прогнозування: початкове значення коефіцієнта фільтрації (α_0); кількість кроків, на які здійснюється прогнозування (m); кількість кроків, що використовуються алгоритмом для оцінки якості фільтрації (e_t); допустиме значення похибки (e_{acc}). Обрано шлях побудови просторових графіків залежностей похибок фільтрації та прогнозу від двох із чотирьох вищезазначених параметрів.

1. Залежність похибок фільтрації та прогнозу від початкового значення коефіцієнта згладжування α_0 та значення кількості кроків, що використовується алгоритмом для оцінювання якості фільтрації e_t.

Оскільки α може змінюватися від 0 до 1, обрано діапазон значень від 0.1 до 0.9. Кількість кроків прогнозування дорівнює 2. У таких умовах, алгоритм обробки даних працює більше як фільтр, аніж як предиктор. Значення e_t коливалось від 1 і до 360, що відповідає половині періоду синусоїдального сигналу. Результати дослідження наведені на рис. 3.12.

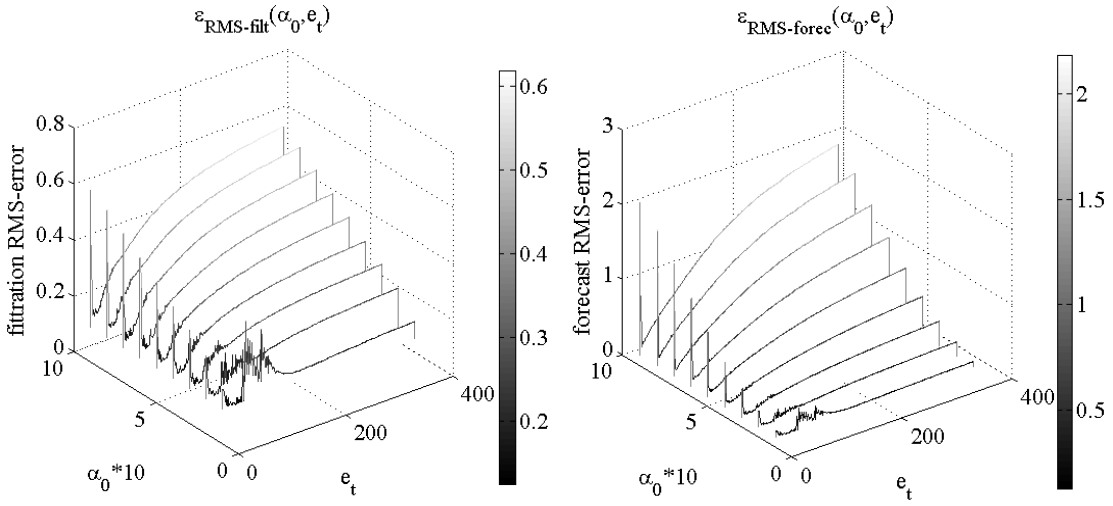


Рис. 3.12. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від початкового значення коефіцієнта згладжування α_0 та значення кількості кроків, що використовується алгоритмом для оцінювання якості фільтрації e_t

Аналізуючи отримані графіки можна визначити наступні твердження:

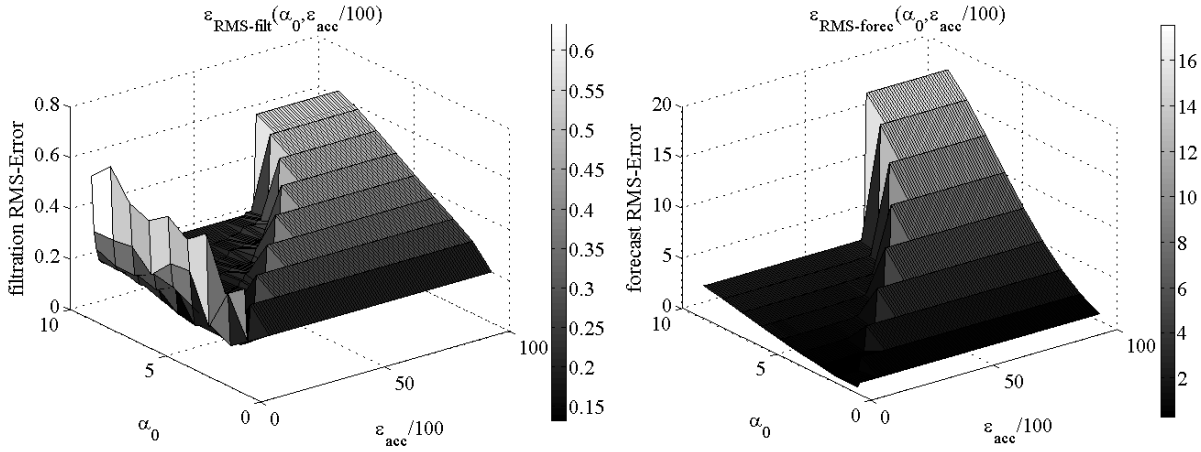
1. Використання малих значення e_t (1, 2, 3) не дають достатньої кількості інформації для оцінки якості процесу згладжування. Відповідно, занесених до масиву даних $x_{pred}[e_t]$ не достатньо для побудови опорного сигналу, порівняння значень якого із значеннями прогнозованого сигналу, давало б об'єктивну інформацію про якість згладжування. Це призводить до зростання похибок прогнозування та фільтрації.

2. Зі збільшенням значень α_0 швидкість зростання похибок фільтрації та прогнозування збільшується при збільшенні значення e_t. Це пов'язано із тим, що процес адаптації відбувається надто повільно. З іншого боку якщо інформація про шуми відсутня то низьке значення параметра α_0 може призвести до збільшення інерційності фільтра і збільшення похибок прогнозування та фільтрації.

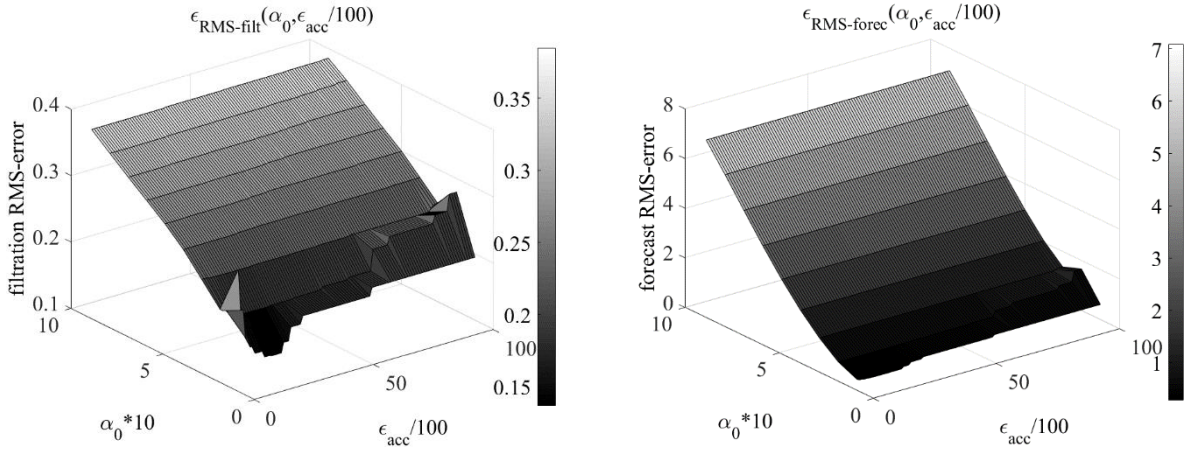
3. Порівнюючи ряд кривих для різних значень α_0 можна зазначити, що найменші значення похибок фільтрації та прогнозу лежать у діапазоні значень e_t, що перевищують значення, наведені в першому твердженні, але менші за значення, за яких з'являються коливання похибок прогнозу та фільтрації. Допустимими є значення e_t, які перевищують значення, за яких з'являться коливання. Відповідно до другого твердження, маючи недостатню кількість інформації про природу шумів, діапазон значень e_t, обмежується значеннями від 4 і до 20. У інших випадках це може призвести до значного зростання похибки прогнозу, як це показано на рис. 3.12.

2. Залежність похибок фільтрації та прогнозу від початкового значення коефіцієнта згладжування α_0 та допустимого значення похибки e_{acc}.

У даному принципі адаптації допустиме значення похибки e_{acc} відіграє одну із найважливіших ролей, так як встановлює межу, до якої має адаптуватись коефіцієнт згладжування. У той же час підбір даного параметру має бути індивідуальним для кожної системи, враховуючи її особливості, а також вимоги до технологічного процесу. Значення параметрів: $m = 20$; $e_t = 20$ та $m = 20$; $e_t = 80$. Результати моделювання представлені на рис. 3.13.



а



б

Рис. 3.13. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від початкового значення коефіцієнта згладжування α_0 та значення допустимої похибки для значень параметрів: (а) $m = 20$; $e_t = 20$; (б) $m = 20$; $e_t = 80$

Аналізуючи отримані графіки можна визначити наступні твердження:

1. У випадку, коли процес обробки інформації відбувається із низькими значеннями допустимої похибки (0.01, 0.02, 0.03) алгоритм адаптації набуває великої інерційності за рахунок зменшення коефіцієнта згладжування, таким чином роблячи його не спроможним швидко підлаштовуватись до зміни форми сигналу, у результаті чого зростає похибка фільтрації.

2. Збільшення допустимої похибки веде до зменшення вимог до якості фільтрації, у зв’язку із чим похибки фільтрації та прогнозування стрімко зростають (рис. 3.13).

3. Початкове значення коефіцієнта згладжування має не суттєвий вплив у даному дослідженні при незмінних параметрах m та e_t. Загальну форму характеристики задає значення допустимої похибки.

4. Були проведено додаткові дослідженні по зміні параметру e_t, після чого форма характеристик наведених на рис. 3.13 значно відрізнялись, що вказує на необхідність встановлення залежностей між параметрами m та e_t.

Саме значимість допустимої похибки зумовлює необхідність дослідження її впливу на якість фільтрації та прогнозу у комбінації із параметрами m та e_t.

3. Залежність похибок фільтрації та прогнозу від кількості *m* кроків, на які здійснюється прогнозування, та допустимого значення похибки e_{acc}.

Відповідно до вищезазначених тверджень обрані параметри: $\alpha_0 = 0.1$, $e_t = 20$. Враховуючи значний вплив параметру e_t здійснено ряд експериментів із побудови даних характеристик зі значеннями e_t = 16, 20, 35, 40, 50, 60, 70, 80 ,90 ,100, 200. Окрім цього проведено моделювання із зміною параметру α_0.

Результати моделювання (рис. 3.14) для випадків за яких процес обробки інформації проходив із значеннями $\alpha_0 = 0.1$, $e_t = 20$.

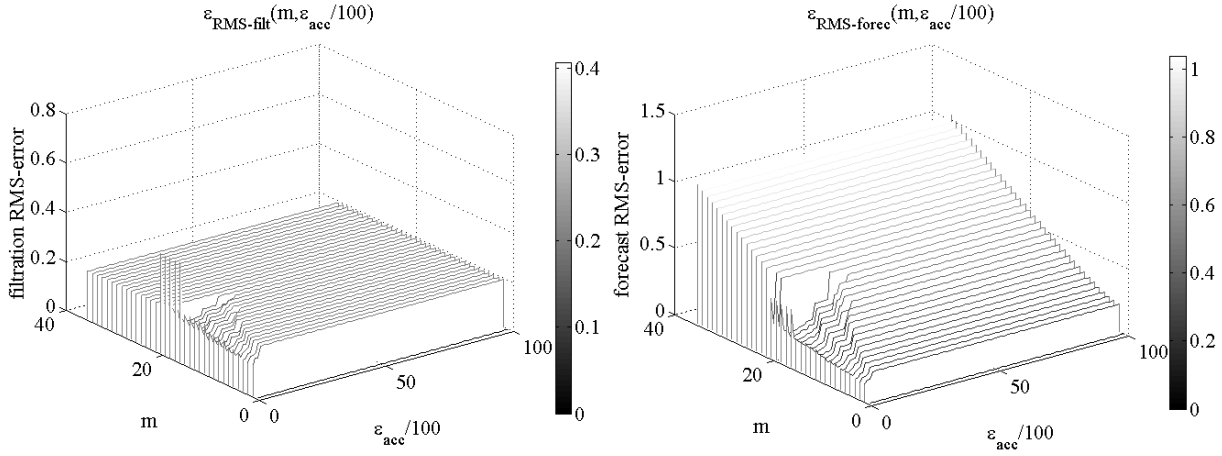


Рис. 3.14. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування, та допустимого значення похибки для значень параметрів $\alpha_0 = 0.1$, $e_t = 20$

Результати моделювання (рис. 3.15) для випадків за яких процес обробки інформації проходив із значеннями $\alpha_0 = 0.1$, $e_t = 80$.

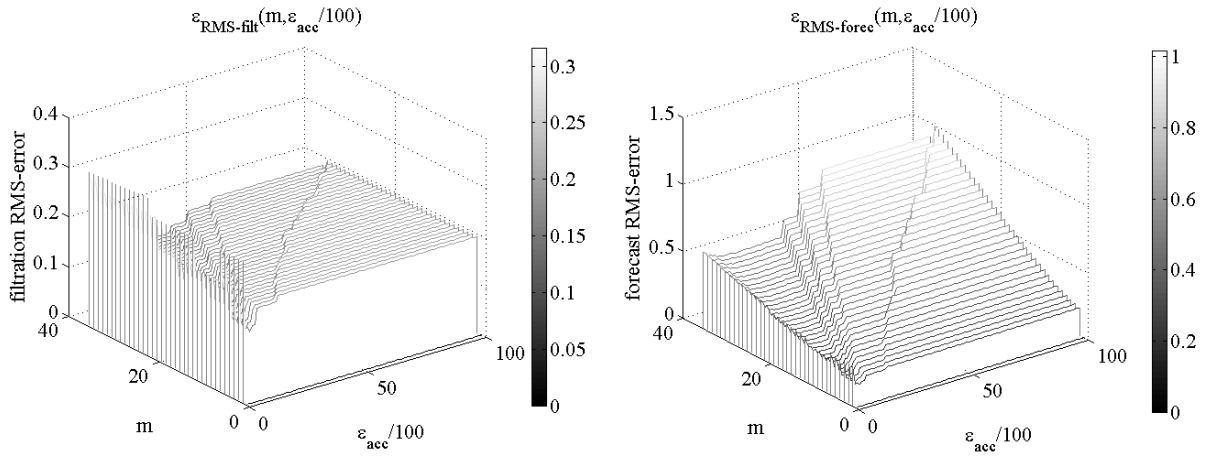


Рис. 3.15. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування, та допустимого значення похибки для значень параметрів $\alpha_0 = 0.1$, $e_t = 80$

Аналізуючи отримані графіки можна визначити наступні твердження:

1. Встановлення значення параметра e_t призводить до стійкої похибки фільтрації, значення якої приблизно дорівнює 0.2, похибка прогнозу зростає зі зростанням кількості кроків, на які здійснюється прогнозування.

2. Збільшуючи значення e_t до 50 з'являється тенденція зростання похибок фільтрації, при малих значеннях e_{acc} значення похибки фільтрації зростає за рахунок збільшення інерційності алгоритму обробки даних.

3. У діапазоні значень e_t приблизно від 15 і до 100 має місце ділянка значень похибок фільтрації та прогнозу, які мають менші значення (рис. 3.14, рис. 3.15).

4. При збільшенні e_t приблизно від 15 і до 100 ділянка значень похибок фільтрації та прогнозу, які мають менші значення, зростає, але подальше збільшення призводить до збільшення середнього значення похибки прогнозу.

5. Збільшення значень початкового значення коефіцієнта згладжування веде до зменшення ділянки на ряді характеристик, де значення похибок фільтрації та прогнозу мають менші значення.

4. Залежність похибок фільтрації та прогнозу від кількості кроків, що використовуються алгоритмом для оцінки якості фільтрації, e_t та допустимого значення похибки e_{acc}. Результат даного моделювання (рис. 3.16) проведено із параметрами $\alpha_0 = 0.1$, $m = 2$.

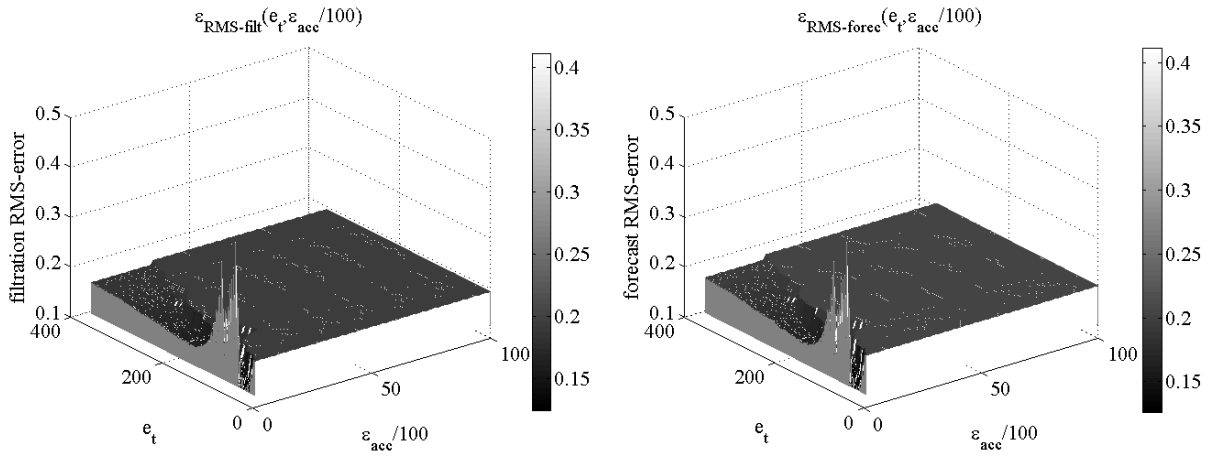


Рис. 3.16. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від кількості кроків, що використовуються алгоритмом для оцінки якості фільтрації та допустимого значення похибки

Аналізуючи отримані графіки можна визначити наступні твердження:

1. Дані характеристики об’єднують у собі властивості, що були визначені у дослідженнях 1 і 3.

2. Збільшення значення параметра m не змінює загальну форму поверхонь зображених на рис. 3.16, а лише збільшує середнє значення похибки прогнозу.

3. Дане співвідношення не вносить додаткової інформації, щодо підбору параметрів.

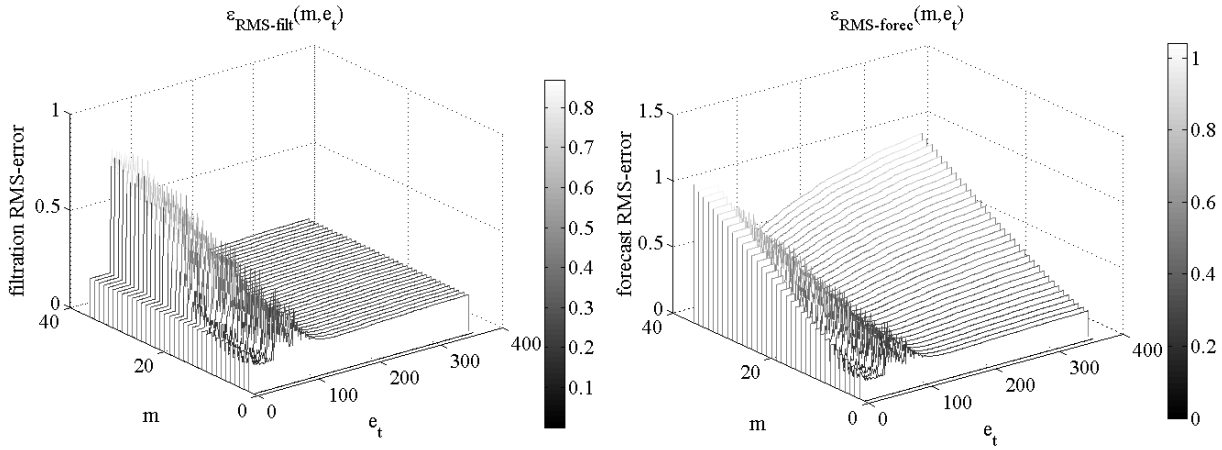
5. Залежність похибок фільтрації та прогнозу від кількості m кроків, на які здійснюється прогнозування, та кількості кроків, що використовуються алгоритмом для оцінювання якості фільтрації, e_t. Результати моделювання (рис. 3.17) проведено із параметрами $\alpha_0 = 0.1$, $e_{acc} = 0.01$.

Аналізуючи отримані графіки можна визначити наступні твердження:

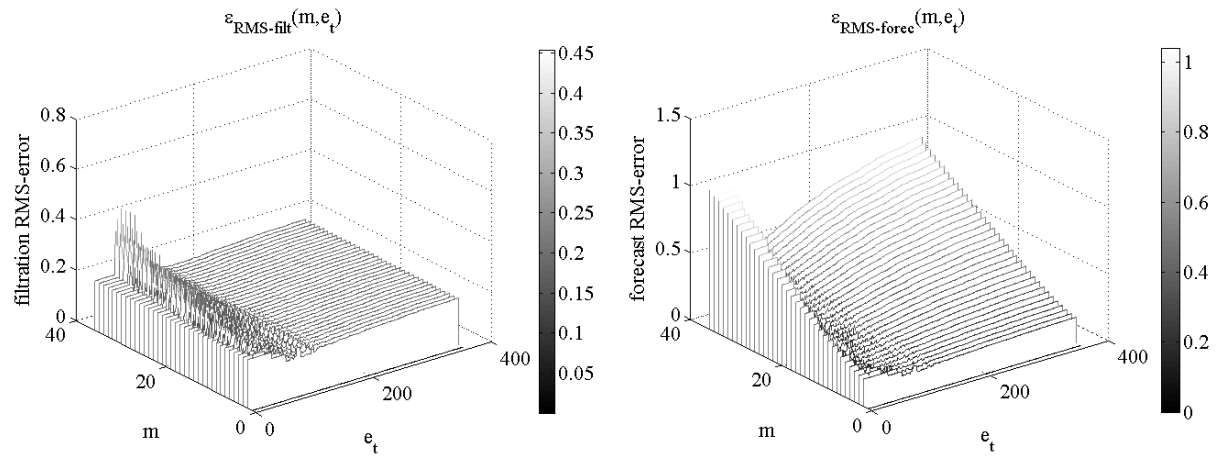
4. Порівнюючи графіки, наведені на рис. 3.17 і рис. 3.12 можна відзначити, що на обох графіках має місце коливання похибок фільтрації та прогнозування, що приблизно відповідає діапазону значень e_t від 50 і до 100.

5. Аналізуючи графіки на рис. 3.17 *а* можна визначити, що найменші значення похибок фільтрації та прогнозу лежать в діапазоні значень параметра m від 2 до 10 та діапазону значень e_t від 4 і до 50.

6. Порівнюючи графіки, зображені на рис. 3.17 *а* і рис. 3.17 *б* можна визначити, що коливання значень похибок прогнозу і фільтрації залежать від значення допустимої похибки e_{acc}. Збільшуючи значення допустимої похибки зменшується ймовірність, при підборі параметрів, задати параметри, що відповідають частині характеристики, де має місце коливання похибок фільтрації та прогнозу. З іншого боку, на графіках, що зображені на рис. 3.17 *а* (e_{acc} = 0.01) має місце частина характеристики, що відповідає параметрам, наведеним у попередньому твердженні, де значення похибок прогнозу і фільтрації нижчі, аніж на графіках, що наведені на рис. 3.17 *б* (e_{acc} = 0.05).



а



б

Рис. 3.17. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) та прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування, та кількості кроків, що використовуються алгоритмом для оцінювання якості фільтрації для:
а) $\alpha_0 = 0.1$, $e_{acc} = 0.01$; б) $\alpha_0 = 0.1$, $e_{acc} = 0.05$

Даний алгоритм обробки інформації може працювати як фільтр за умови значень e_t більше 100. При великих значеннях параметру e_t він може виступати у ролі предиктора , за умови, якщо початкове значення коефіцієнту згладжування приблизно відповідає рівню шумів, якими спотворений корисний сигнал.

Загалом можна визначити основні твердження, на основі проведених досліджень, що стосуються залежностей якості фільтрації та прогнозу відносно параметрів алгоритму обробки інформації:

– комбінація параметрів початкового значення коефіцієнта фільтрації та кількості кроків, що використовується для оцінки якості фільтрації, визначає, як швидко алгоритм обробки даних адаптується під рівень шумів;

– за відсутності інформації про рівень шумів може використовуватись комбінація значень параметрів α_0, що відповідає низькій інерційності і невеликого значення параметру e_t, з урахуванням часу дискретизації вимірів даних;

– ключовим параметром, що визначає якість фільтрації та прогнозування є допустима похибка, значення якої має бути підібране з урахуванням даних про систему, в яку інтегрується даний алгоритм обробки інформації;

– визначальною комбінацією параметрів для якості прогнозування є комбінація параметрів m та e_t.

3.3. Порівняльний аналіз двоконтурного і триконтурного адаптивних фільтрів

Дво- та триконтурний алгоритми обробки інформації можуть бути застосовані в системах автоматичного керування для визначення корисного сигналу як в каналах вимірювання так і в каналах керування. Найбільш ґрунтовна різниця між ними лежить у ресурсах використання ЕОМ та принципі реалізації у вигляді скрипту у середовищі, в якому відбувається реалізація даного алгоритму.

Подібно до фільтра, адаптація якого функціонує із використанням МНК якість фільтрації та прогнозу залежать від параметрів фільтрації, що задаються на початку

роботи. На відміну від попередньої варіації фільтра дво- і триконтурний фільтри окрім як від форми сигналу залежать від двох параметрів, а саме:

m – кількість кроків, на які здійснюється прогнозування;

e_t – кількість кроків, що використовуються алгоритмом для оцінки якості фільтрації.

Проведено ряд досліджень [84, 85], в основі яких лежало завдання визначення залежності якості фільтрації і прогнозування від зміни вищезазначених параметрів – $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$ і $\varepsilon_{RMS\text{-}forec}(m,e_t)$ відповідно, та форми сигналу при зміні характеристик вхідного сигналу. Також протягом дослідів враховувалось початкове значення коефіцієнта згладжування α_0.

Не розглядаючи оптимальність реалізації алгоритмів, дослідження проводились у розрізі порівняльного аналізу результатів роботи двох варіацій фільтра, ігноруючи різницю швидкодії між ними. Вхідний та корисний сигнали, а також характеристика зміни стандартного відхилення шуму (рис. 3.11) аналогічні до тих, що використовувались для дослідження фільтра-предиктора із МНК алгоритмом адаптації. Корисний сигнал описується функцією:

$$x(k) = K_{max} \cdot \sin\left(\frac{k}{K_f}\right), \tag{3.1}$$

і є опорним. Протягом досліджень його амплітуда і частота змінювались шляхом зміни K_{max} та K_f.

Результати досліджень представлені у вигляді просторових графіків залежностей $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$ і $\varepsilon_{RMS\text{-}forec}(m,e_t)$.

1. Залежність похибки фільтрації $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$ та прогнозу $\varepsilon_{RMS\text{-}forec}(m,e_t)$ від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування та кількості кроків, що використовується для оцінювання якості фільтрації при вхідному сигналі з $K_{max}=1$; $K_f=2$.

Порівнюючи отримані графіки залежностей (рис. 3.18 *а* і рис. 3.18 *б*) із різними початковими коефіцієнтами згладжування α_0, можна стверджувати, що значні похибки фільтрації мають місце у випадках, коли e_t приймає відносно невеликі значення (до 10).

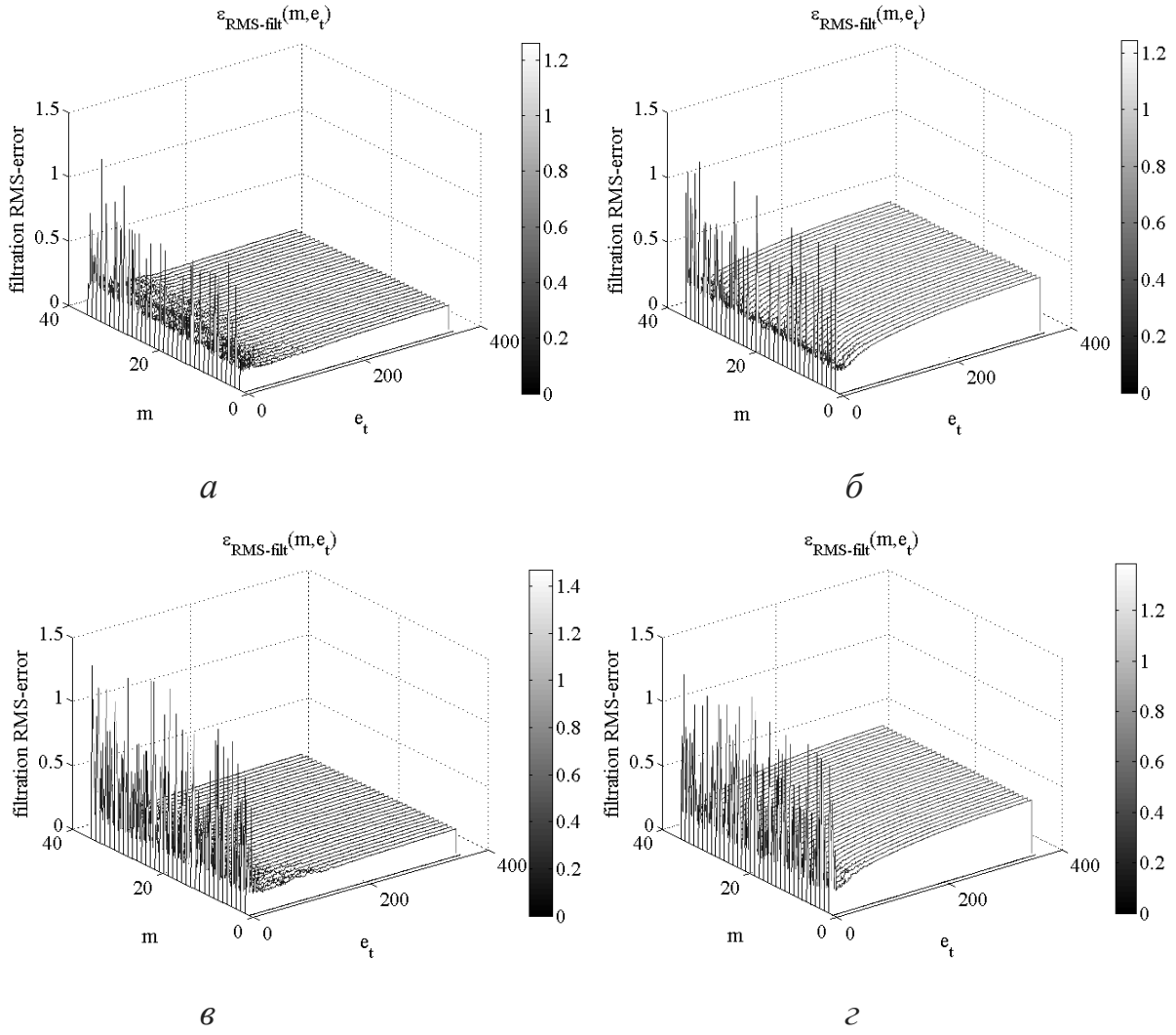


Рис. 3.18. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) двоконтурним фільтром при:
а – α_0 = 0.1; *б* – α_0 = 0.5; і триконтурним фільтром при : *в* – α_0 = 0.1; *г* – α_0 = 0.5

Подібно до фільтру, адаптація якого базується на МНК, зі зростанням параметра e_t коливання значення похибки фільтрації, що можна спостерігати на ділянці значень e_t від 5 до 20, зменшується, але подальше збільшення даного параметра веде собою зростання значень середньоквадратичної похибки фільтрації. Це відчутно спостерігається, у випадку, коли початкове значення коефіцієнта згладжування не відповідає рівню шумів (рис. 3.18 *б*).

Розглядаючи роботу дво- і триконтурного фільтра варто відзначити різницю величин похибок фільтрації при відносно невеликих значеннях e_t. Порівняно із графіками (рис. 3.18 *а* і рис. 3.18 *б*) значення середньоквадратичної похибки на графіках (рис. 3.18 *в* і рис. 3.18 *г*) перевищує приблизно на 25 %. Частота появи великих значень похибок фільтрації у роботі триконтурного фільтра при різних

значеннях параметра m перевищує дане значення у роботі двоконтурного фільтра приблизно на 40-50 %. Ці факти накладають обмеження на використання триконтурного фільтра за відсутності або недостачі апріорної інформації про характер вхідного сигналу.

Значення параметра m не впливає на характер залежності $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$, але у даному випадку його зміна була використана для збору статистичних даних, такий як частота появи високих значень похибки при різних значеннях параметру e_t.

Характер залежностей, що зображені на рис. 3.19 визначається зміною параметра m. Можна зробити висновок, що значення параметру e_t не може бути менше 2, незалежно на яку кількість кроків здійснюється прогнозування.

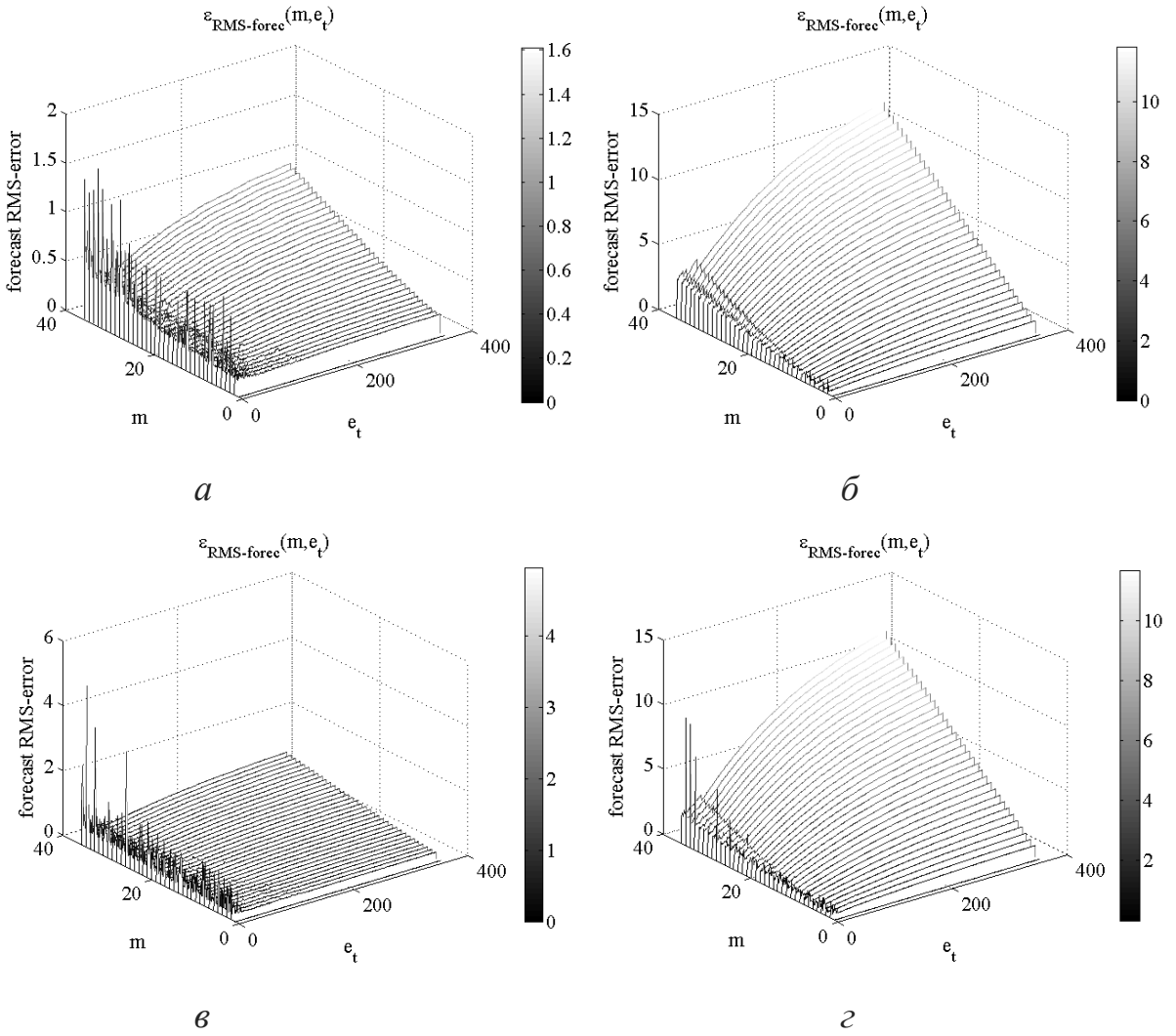


Рис. 3.19. Графіки залежностей похибок прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) двоконтурним фільтром при: *а* – α_0 = 0.1; *б* – α_0 = 0.5; і триконтурним фільтром при : *в* – α_0 = 0.1; *г* – α_0 = 0.5

У випадку, якщо фільтр використовується для визначення прогнозу встановлення значення α_0, що приблизно відповідає рівню шумів дозволить значно зменшити час адаптації і втрати корисної інформації. Дане моделювання здійснювалось для 2000 значень і, якщо кількість виміряних значень сигналу збільшується, кривизна зростання характеристик похибки прогнозу, що показані на рис. 3.19 зменшуватиметься.

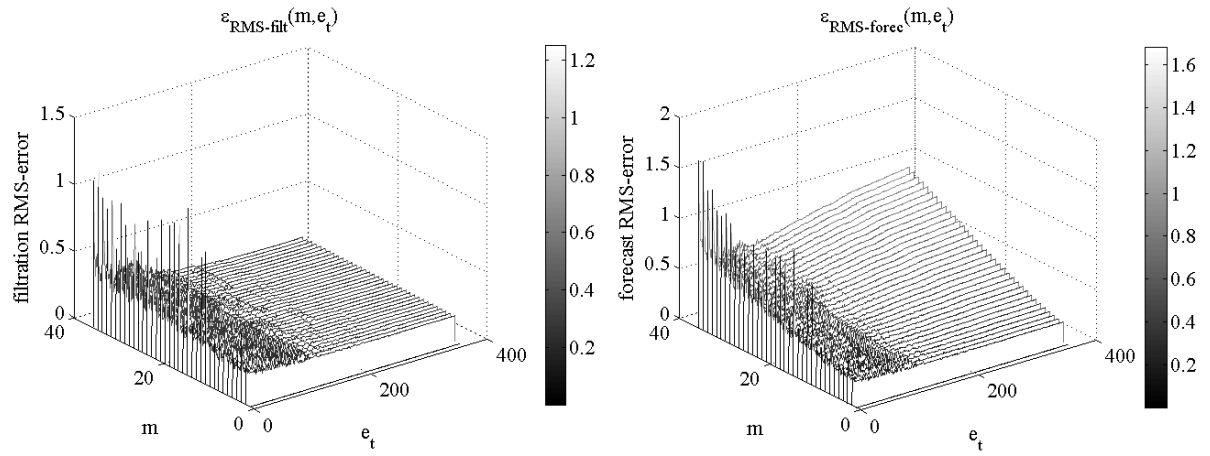
Для використання дво- та триконтурного фільтрів у якості предиктора при зменшенні кількості вимірів сигналу зростає необхідність наявності апріорної інформації для забезпечення необхідної якості прогнозування, а саме співвідношення шум-сигнал для визначення α_0 і інформацію, що б описувала поведінку системи і визначала форму сигналу, що надходить на вхід фільтра.

Триконтурний фільтр потребує значних ресурсів реалізації, зменшуючи похибку фільтрації всього на 4.6 %, а похибку прогнозу менше ніж на 1 %. Тому його застосування потребує подальших досліджень і оптимізації.

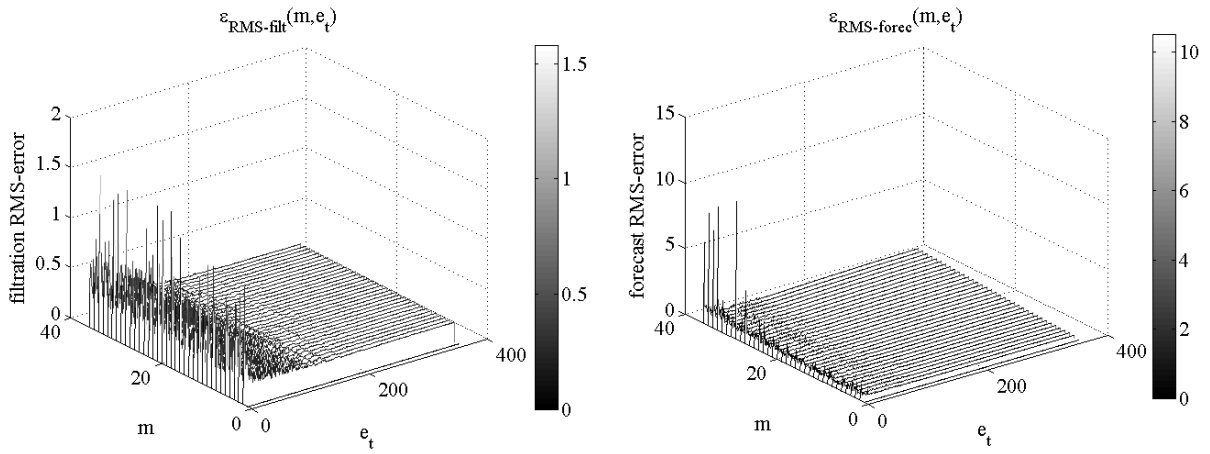
2. Залежність похибки фільтрації $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$ та прогнозу $\varepsilon_{RMS\text{-}forec}(m,e_t)$ від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування та кількості кроків, що використовується для оцінювання якості фільтрації при вхідному сигналі з $K_{max}=1$; $K_f=1$.

Даний дослід моделює роботу фільтрів в умовах швидкої порівняно із попереднім дослідом зміни корисного сигналу. У даному випадку великі значення похибок фільтрації при відносно малих значеннях параметру e_t спостерігаються у обох модифікаціях фільтра. Це вказує на те, що принцип роботи триконтурного фільтра в умовах швидкої зміни корисного сигналу визначає якість роботи кожного контуру на основі подвійної умови і запобігає зміни коефіцієнта згладжування у випадку недостатньої кількості інформації про якість згладжування.

Розглядаючи графіки (рис. 3.20) залежностей похибок прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$) можна сказати, що двоконтурний фільтр, навіть при найменших значеннях параметру e_t зберігає тенденцію зростання похибки прогнозу залежно від зростання кількості кроків, на які здійснюється визначення прогнозування.



а



б

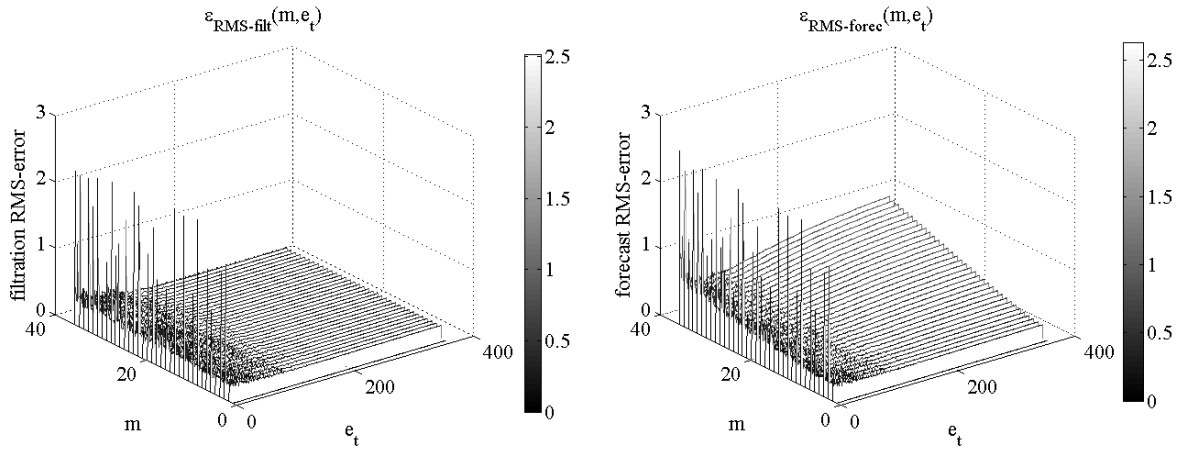
Рис. 3.20. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) і прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$): *а* – двоконтурним фільтром; *б* – триконтурним фільтром

Порівнюючи отримані характеристики дво- і триконтурного фільтрів бачимо, що у останнього спостерігаються критичні величини похибок прогнозу. Це підтверджує неможливість його використання із малими значеннями параметру e_t. Це може погіршувати його використання у системах із великими кроками дискретизації вимірювальних пристроїв.

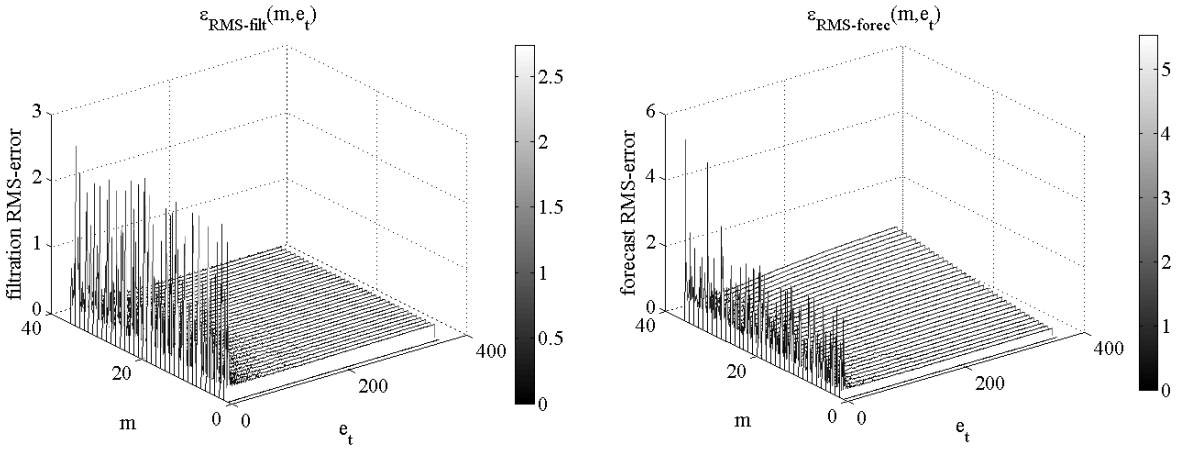
3. Залежність похибки фільтрації $\varepsilon_{RMS\text{-}filt}(m,e_t)$ та прогнозу $\varepsilon_{RMS\text{-}forec}(m,e_t)$ від кількості кроків, на які здійснюється прогнозування та кількості кроків, що використовується для оцінювання якості фільтрації при вхідному сигналі з K_{max}=1; K_f=2.

Порівнюючи характеристики зображені на рис. 3.21 із попередніми дослідженнями можна зробити висновок, що значення параметру e_t відіграє

вирішальну роль у якості фільтрації і прогнозування для даних модифікацій фільтрів. Його значення визначає кількість кроків для оцінювання якості згладжування протягом процесу адаптації до рівня шумів. Підбір даного параметру залежить від апріорних даних про форму корисного сигналу і швидкість його зміни.



а



б

Рис. 3.21. Графіки залежностей похибок фільтрації ($\varepsilon_{RMS\text{-}filt}$) і прогнозу ($\varepsilon_{RMS\text{-}forec}$):
а – двоконтурним фільтром; *б* – триконтурним фільтром

Зміна параметру m впливає на якість прогнозу. Чим більший час на який необхідно здійснити визначення прогнозованих значень, тим більше значення похибки прогнозу буде спостерігатись. По характеристиках отриманих із вищеописаних експериментів можна зробити висновок, що підбір комбінації параметрів e_t і m зводиться до визначення кількості кроків оцінки якості фільтрації кожного контуру.

3.4. Порівняльний аналіз адаптивного експоненціального фільтру із існуючими аналогами

На даний момент існують ефективні інструменти синтезу фільтрів, що дозволяють вирішити задачі описані у даній роботі. Matlab і пакети його розширення у першу чергу орієнтовані на цифрову обробку сигналів. Одним із таких пакетів розширення є Signal Processing Toolbox (SPT), що дозволяє вирішити різноманітні задачі обробки та аналізу сигналів. SPT включає набір функцій, серед яких: функції дискретної фільтрації, функції синтезу дискретних фільтрів, функції параметричного моделювання та лінійного передбачення та інші.

Розглянемо функції дискретної фільтрації, як один із базових методів синтезу дискретних фільтрів. Операція лінійної дискретної фільтрації у загальному випадку описується наступним рівнянням:

$$y(k) = b_0 \cdot x(k) + b_1 \cdot x(k-1) + \cdots + b_m \cdot x(k-m) - \\ -a_1 \cdot y(k-1) - a_2 \cdot y(k-2) - \cdots - a_n \cdot y(k-n), \qquad (3.2)$$

де $x(k)$ – виміряні значення вхідного сигналу;

$y(k)$ – значення вихідного (відфільтрованого) сигналу;

a_i і b_j – коефіцієнти фільтрації. Максимальне із значень m і n визначає порядок фільтра. У випадку якщо $a_i = 0$, фільтр є нерекурсивним.

Алгоритм синтезу фільтра зводиться до підбору набору коефіцієнтів $\{a_i\}$ і $\{b_j\}$, які дозволять задовільнити вимоги до фільтра. Існує ряд функцій, які дозволяють реалізувати підбір параметрів. Дані функції лежать в основі адаптивних алгоритмів фільтрації і прогнозування, що були представлені в першому розділі.

Для проведення порівняльного аналізу використовувались із застосуванням найбільш поширених сучасних апаратів адаптивної фільтрації, що базуються на основі методу найменших квадратів. Реалізація аналізу проводилась у середовищі Matlab із використанням набору інструментів DSP System Toolbox.

Порівняльний аналіз охоплює три наступні модифікації адаптивного МНК фільтру.

3.4.1. Застосування Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації

У стандартному і нормалізованому варіаціях адаптивних МНК фільтрів, коефіцієнти, що використовуються для адаптації фільтра обираються за допомогою використання середньоквадратичної похибки між бажаним сигналом і вихідним сигналом системи. Використання sign-data алгоритму заміняє використання обрахунку середньоквадратичної похибки на використання signum-функції вхідного сигналу для зміни параметрів фільтрації.

У випадку коли значення похибки вище 0, нові коефіцієнти фільтрації знаходяться шляхом додавання попереднього значення коефіцієнта до значення похибки перемноженого на величину кроку μ. Якщо значення похибки приймає від'ємне значення, нове значення коефіцієнтів фільтрації дорівнюють різниці попередніх значень коефіцієнтів фільтрації та значення похибки перемноженого на величину кроку μ. Якщо похибка дорівнює 0 – значення коефіцієнтів фільтрації залишається незмінним.

Даний алгоритм у векторній формі:

$$w(k+1) = w(k) + \mu \cdot e(k) sgn[x(k)],$$

$$sgn[x(k)] = \begin{cases} 1, x(k) > 0 \\ 0, x(k) = 0 \\ -1, x(k) < 0 \end{cases}, \quad (3.3)$$

де *w* – вектор вагових коефіцієнтів;5

x(k) – значення вхідного сигналу;

e(k) – похибка на k-му кроці.

Моделюванням процесів фільтрації із використанням даного алгоритму обробки даних було визначено, що параметр, вибір якого визначає якість фільтрації є величина кроку μ. За замовчуванням його значення дорівнює 0.1.

Проведено ряд досліджень для визначення якості фільтрації Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації та розробленого нами фільтра. На основі проведеного аналізу, у якості обраної модифікації було взято двоконтурний адаптивний фільтр. Основним параметром, що визначає якість фільтрації у адаптивного двоконтурного алгоритму є значення параметру e_t.

Результати моделювання у середовищі Matlab представлені у вигляді залежностей похибки фільтрації ε_{RMS} від незмінних протягом процесу обробки інформації параметрів фільтрації, а саме μ – для Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації та e_t – для двоконтурного адаптивного алгоритму фільтрації наведені в табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Середньоквадратична похибка Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації і двоконтурного адаптивного алгоритму фільтрації

Sign-Data LMS адаптивний алгоритм фільтрації		Двоконтурний адаптивний алгоритм фільтрації	
μ	ε_{RMS}	e_t	ε_{RMS}
0.01	0,216470474814599	2	0,444252185007253
0.02	0,306528572167452	3	0,376667162972829
0.03	0,385961835589277	4	0,381206331881119
0.04	0,457546617116010	5	0,379418582135108
0.05	0,568950536570599	6	0,359006547609181
0.06	0,673586836576153	7	0,378771375630989
0.07	0,885915674857030	8	0,387429682177749
0.08	1,16996907383220	9	0,401306055378620
0.09	1,82788347808181	10	0,364985569234741
0.10	1,91584203775639	11	0,349186273730195
ε_{RMS}/N	0,840865513736152	ε_{RMS}/N	0,383393124231787

Аналізуючи отримані результати, можна визначити, що вибір параметру μ є вирішальним для якості фільтрації Sign-Data LMS адаптивного алгоритму фільтрації. Величина даного параметру базується на апріорних даних і на основі емпіричного досвіду може бути представлена у вигляді:

$$0 < \mu < \frac{1}{N\{InputSignalPower\}}, \tag{3.3}$$

де N – величина вибірки.

3.4.2. Застосування Sign-Error LMS адаптивного алгоритму фільтрації

На відміну від попереднього робота даного алгоритму визначається наступними співвідношеннями:

$$w(k+1) = w(k) + \mu \cdot sgn[e(k)][x(k)],$$
$$sgn[e(k)] = \begin{cases} 1, e(k) > 0 \\ 0, e(k) = 0 \\ -1, e(k) < 0 \end{cases}, \quad (3.4)$$

Результати моделювання у середовищі Matlab представлені у табл. 3.2 як залежність похибки фільтрації ε_{RMS} від незмінної протягом процесу обробки інформації параметру фільтрації μ.

Таблиця 3.2

Середньоквадратична похибка Sign-Error LMS адаптивного алгоритму фільтрації

Sign-Error LMS адаптивний алгоритм фільтрації	
μ	ε_{RMS}
0.01	0,269093616392459
0.02	0,427365051637315
0.03	0,465178999318984
0.04	0,530799374597562
0.05	0,582480010762501
0.06	0,673899854573630
0.07	0,733558566915077
0.08	0,835485685455010
0.09	0,839859957358744
0.10	0,976928140134396
ε_{RMS}/N	0,630808292502847

У даному випаду якість фільтрації меншим чином залежить від параметру μ, але зберігається загальна тенденція зростання похибки фільтрації зі зростанням кроку μ.

3.4.3. Застосування Sign- Sign LMS адаптивного алгоритму фільтрації

Даний алгоритм є поєднанням двох попередніх, у векторній формі він може бути представлений наступними співвідношеннями:

$$w(k+1) = w(k) + \mu \cdot sgn[e(k)]sgn[x(k)]$$

$$sgn[z(k)] = \begin{cases} 1, z(k) > 0 \\ 0, z(k) = 0 \\ -1, z(k) < 0 \end{cases}, \quad (3.5)$$

де $z(k) = [e(k)]sgn[x(k)]$.

Результати моделювання у середовищі Matlab представлені у таблиці 3.3, як залежність похибки фільтрації ε_{RMS} від незмінної протягом процесу обробки інформації параметру фільтрації μ.

Таблиця 3.3

Середньоквадратична похибка Sign-Sign LMS адаптивного алгоритму фільтрації

Sign-Sign LMS адаптивний алгоритм фільтрації	
μ	ε_{RMS}
0.01	0,360558656559175
0.02	0,406236471145757
0.03	0,543187364226729
0.04	0,617603633599411
0.05	0,834087769477626
0.06	0,706994459314715
0.07	0,889611766307268
0.08	1,01274363989094
0.09	1,11269534081603
0.10	1,17040564215656
ε_{RMS}/N	0,765412474349422

Лістинг коду програми, що реалізовував моделювання даних фільтрів наведений у додатку Д. Аналізуючи вищенаведені результати можна зробити наступні висновки:

1. Для функціонування адаптивних МНК фільтрів необхідно отримання двох вхідних сигналів, а саме спотворений шумом сигнал, що включає корисний сигнал і шум, і сигнал, що визначає рівень шуму. Для його отримання необхідно провести попередню фільтрацію сигналу цифровим фільтром низьких частот. Величина даного сигналу корелює із шумом. На відміну від адаптивних МНК фільтрів, двоконтурний адаптивний експоненціальний фільтр не потребує попередньої обробки сигналу і на його вхід поступає лише спотворений шумом сигнал.

2. Підбір параметру величини кроку зміни коефіцієнтів фільтрації адаптивних МНК фільтрів має здійснюватися на основі апріорних даних, тому за їх нестачі є велика вірогідність встановлення невідповідного значення параметру μ, що призводить до втрати корисної інформації. На основі проведеного аналізу залежностей якості фільтрації адаптивного двоконтурного експоненціального фільтру було визначено масив значень параметрів (e_t), що забезпечують найкращий результат якості фільтрації. Даний масив значень був використаний при проведенні порівняльного аналізу, забезпечуючи менші значення похибки фільтрації у порівнянні із Sign-Data модифікацією приблизно у 2.2 рази, Sign-Error модифікацією приблизно у 1.6 рази, Sign- Sign модифікацією приблизно у 2 рази.

3. При застосуванні адаптивних МНК фільтрів постає необхідність попереднього вибору коефіцієнтів цифрових фільтрів для отримання сигналу, що несе інформацію про параметри шуму. У сучасних адаптивних МНК фільтрах у якості вищезазначених цифрових фільтрів низьких частот використовується фільтри 10–11 порядків та фільтри вищих порядків для процесу основної фільтрації, коефіцієнти яких будуть змінюватись протягом процесу адаптації, що потребує використання значних обчислювальних ресурсів. Адаптивні експоненціальні фільтри хоч і використовують ноніусну структуру нарощування, але функціонують на основі експоненціального згладжування і використовують перші два члени ряду для

фільтрації, що спрощує процес обробки даних і використання пам’яті, яка необхідна для збереження параметрів фільтрації.

Висновки до розділу 3

1. Проаналізовано методи оцінювання якості прогнозу стохастичних процесів для визначення оптимального методу, який би дозволив здійснити об’єктивну оцінку якості роботи розроблених моделі та методів. Серед статистичних критеріїв для оцінки якості було вирішено використовувати середній квадрат похибки.

2. Методом комп’ютерного моделювання проведено аналіз роботи методів адаптації коефіцієнта згладжування залежно від корисного сигналу, який відслідковувався. Було визначено середнє значення кількості кроків, які необхідні адаптивним фільтрам-предикторам для адаптації коефіцієнта згладжування до близького до оптимального значення.

3. Проведено дослідження впливу початкового значення коефіцієнта згладжування, кількості кроків, що використовуються для оцінювання якості фільтрації, та кількості кроків, на які здійснюється прогнозування, на якість фільтрації і прогнозування адаптивного фільтра, який використовує для адаптації коефіцієнта згладжування МНК. У результаті визначено значення параметрів, які дозволяють отримати найнижчі похибки фільтрації та прогнозування.

4. Проведено порівняльний аналіз диференційних методів адаптації коефіцієнта згладжування із використанням двох і трьох контурів фільтрації. У ході експерименту, який передбачав проведення статистичний збір даних про зміни похибок фільтрації і прогнозування, визначено значення параметрів, які забезпечують найменші значення похибок фільтрації і прогнозування.

5. У результаті порівняльного аналізу трьох модифікацій адаптивних фільтрів-предикторів було обрано адаптивний двоконтурний фільтр-предиктор для подальших дослідів з інтеграції розробленого методу як алгоритму цифрової обробки сигналів в системи керування ТП.

6. Проведено порівняльний аналіз адаптивного двоконтурного фільтра-предиктора із трьома модифікаціями адаптивних МНК-фільтрів, за результатами якого середнє для різних умов значення середньоквадратичної похибки фільтрації розробленого фільтра зменшилось від 1.6 до 2.2 разів залежно від модифікації фільтра.

РОЗДІЛ 4.
ІНТЕГРАЦІЯ АДАПТИВНОГО АЛГОРИТМУ ФІЛЬТРАЦІЇ І ПРОГНОЗУВАННЯ В СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТАМИ ІЗ ЗАПІЗНЕННЯМ

4.1. Моделювання інтеграції адаптивного фільтра-предиктора у САК об'єктами із запізненням

З метою дослідження ефективності використання адаптивного фільтра-предиктора проведено комп'ютерне моделювання в середовищі Matlab Simulink. Користуючись результатами проведеного аналізу (Розділ 1.2) створено базову модель САК об'єктом із транспортним запізненням [86] тривалістю 2с. Передавальна функція об'єкту керування:

$$W(s) = \frac{1}{s^2 + 2s + 4} e^{-2s}. \tag{4.1}$$

Для керування об'єктом використано ПІ-регулятор, оптимальні коефіцієнти якого підібрані шляхом застосування функції pidtool у середовищі Matlab: Kp = 1.76, Ki = 2.14. Використання диференційної складової у даній моделі не є можливим за рахунок наявності шумів.

У першому випадку розглядалась можливість інтеграції адаптивного фільтра-предиктора у слідкуючу систему (рис. 4.1), керуючий вплив якої спотворений білим шумом. Проведено порівняння результатів роботи моделі САК із використанням адаптивного фільтра-предиктора і без нього.

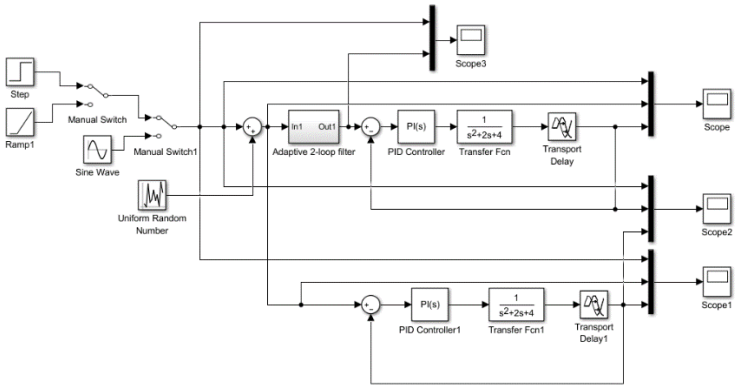


Рис. 4.1. Модель САК об'єктом 2-го порядку з запізненням в Simulink

Моделювання проводилось для трьох типів вхідного впливу: ступінчастого, лінійно зростаючого та синусоїдального (рис. 4.2). Після закінчення процесу адаптації коефіцієнта згладжування похибка вихідної координати САК із інтегрованим адаптивним фільтром-предиктором с зменшилось на 72 % для ступінчатого впливу, на 61 % для лінійно зростаючого і на 49 % для синусоїдального. Таким чином використання даного алгоритму у слідкуючих САК є виправданим. Недоліком інтеграції даного алгоритму є випадки відсутності шумових спотворень або їх зниження при ступінчастому вхідному впливові. Це може призвести до значного збільшення інерційності фільтра і збільшення часу перехідного процесу при зміні режиму роботи САК.

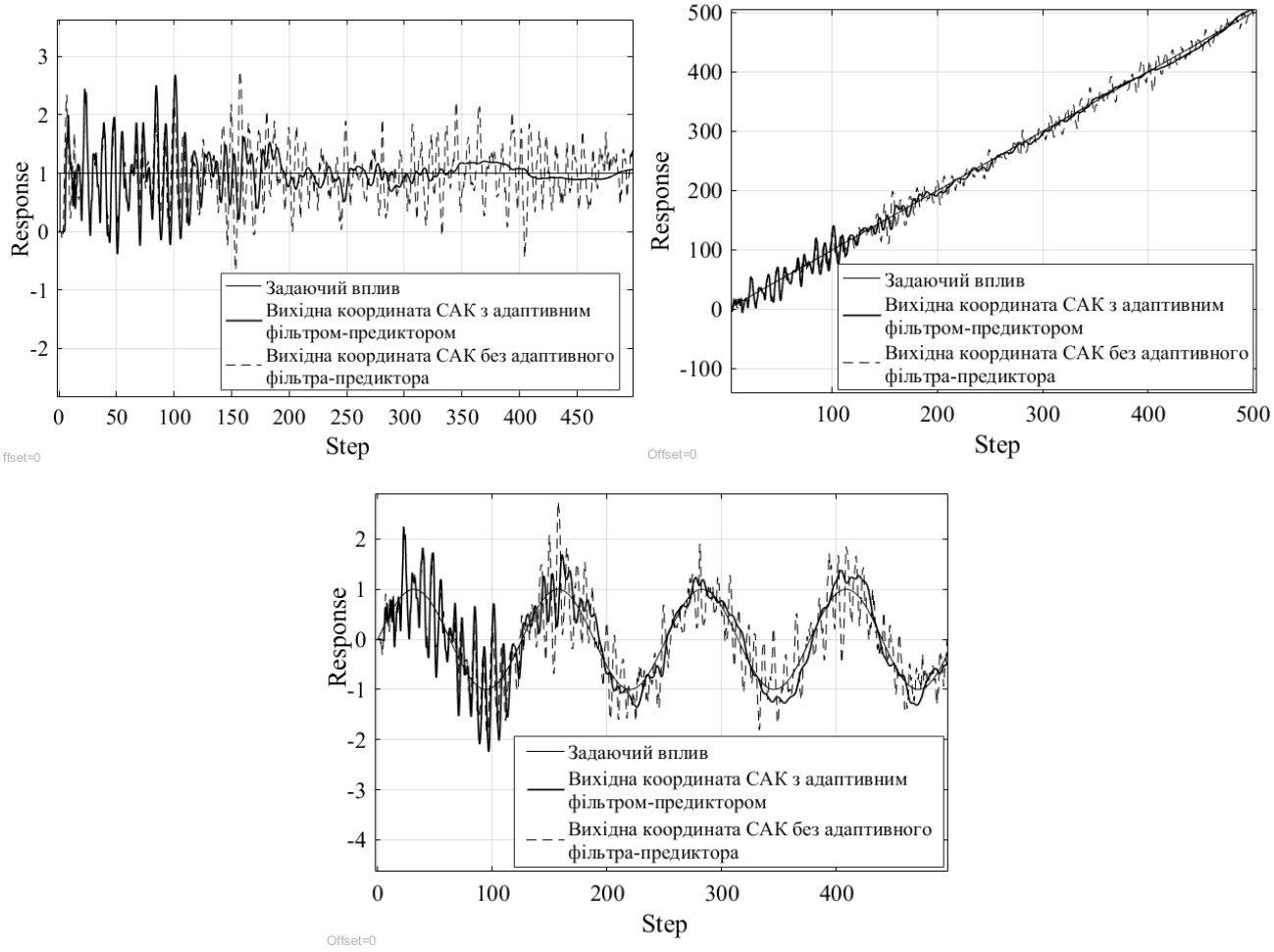


Рис. 4.2. Графіки задаючого впливу і вихідної координати системи з інтегрованим фільтром-предиктором та без нього, при ступінчастому, лінійно зростаючому, синусоїдальному вхідних впливах

Було розглянуто варіант використання комбінованого керування. У цьому випадку до сигналу керування, який формується регулятором на основі розузгодження, додався прогнозований вхідний задаючий вплив. Створена модель комбінованого керування порівнювалась із системою, яка функціонує без адаптивного фільтра-предиктора та із системою з фільтром, який виконує функцію визначення корисної складової задаючого вхідного спотвореного шумом сигналу. Дана модель була створена в середовищі Matlab Simulink (рис. 4.3).

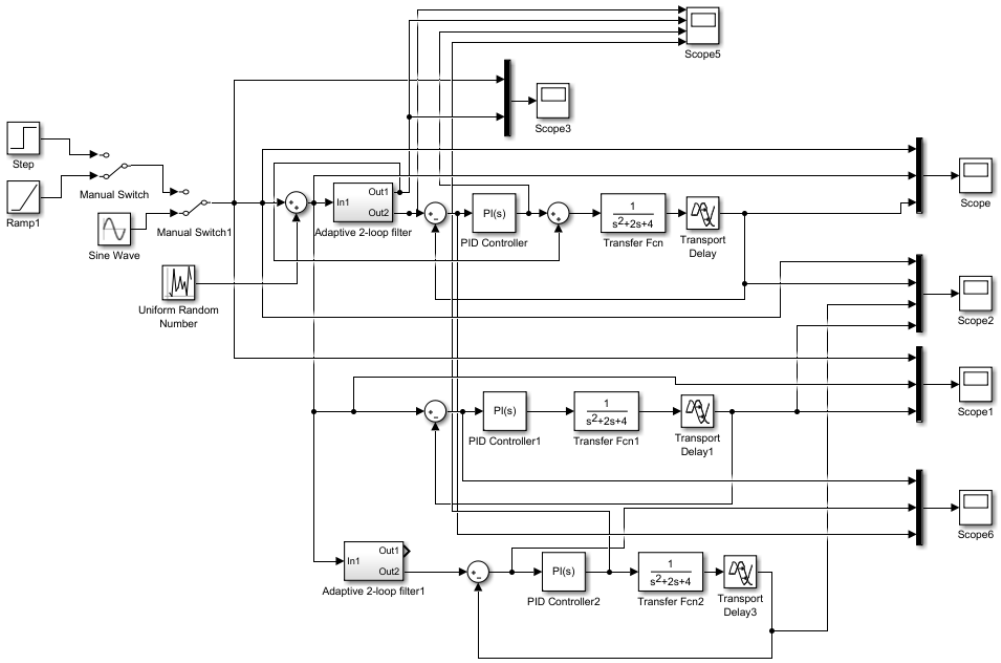


Рис. 4.3. Модель системи автоматичного керування із комбінованим керуванням, із використанням фільтра та без нього

У якості задаючого впливу було використано синусоїдальний сигнал, спотворений білим шумом. Для визначення якості роботи кожної із систем отримано графіки різниці бажаного і дійсного значення (Scope6) (рис.4.4). Аналізуючи отримані характеристики варто відзначити, що оцінка похибок системи відбувалась після проходження перехідного процесу налаштування фільтрів. Амплітуда шуму дорівнювала 10 % від амплітудного значення вхідного впливу. У результаті спостерігаємо суттєву різницю похибки із комбінованим керуванням, пікові значення якої не перевищують значення 0.55, та похибок двох інших систем, амплітудні значення яких перевищують значення 1.

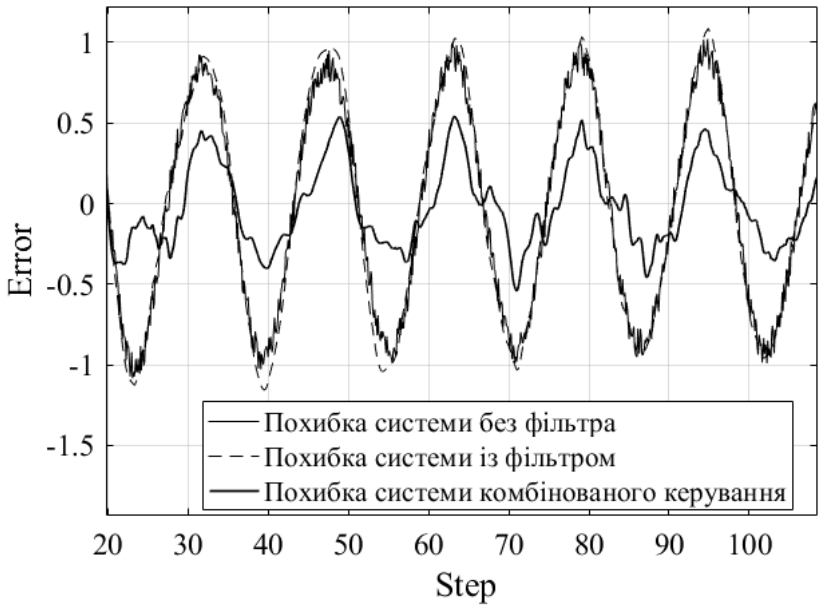


Рис. 4.4. Похибки САК без фільтра, з фільтром та із комбінованим керуванням

Даний результат моделювання дозволяє зробити висновок про доцільність використання комбінованого керування із використанням адаптивного фільтра-предиктора, що підтверджується зменшенням значення похибки вихідної координати у порівнянні із іншими системами керування приблизно на 45 %.

4.2.Застосування адаптивного фільтра-предиктора у технології виробництва кабелю на надвисокі напруги

Для того щоб визначити, які дані, отримані протягом ТП можуть бути спотворені, а також, у яких вузлах наявне запізнення, необхідно дослідити технологічний процес. Було розглянуто декілька автоматизованих систем керування різними технологічними процесами. Одним із яких є технологія виробництва кабеля на надвисокі напруги [1, 87].

Процес виробництва кабелів з ізоляцією із зшитого поліетилену на заводі «Південкабель» реалізується на неперервній технологічній лінії нахиленого типу довжиною 250 м та висотою 30 м. (рис. 4.5).

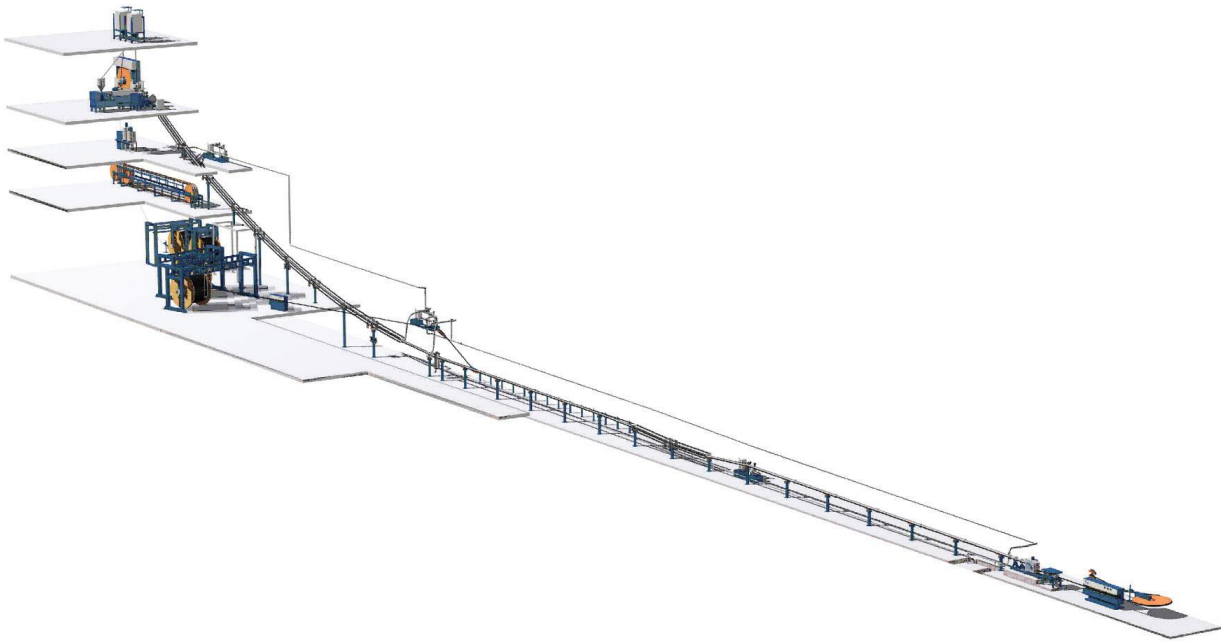


Рис. 4.5. Загальний вигляд лінії нахиленого типу з виробництва кабелю

Підготовлена в процесі виробництва струмопровідна жила за допомогою колісного тягового пристрою зі швидкістю біля 50 м/хв подається в екструзійну головку блоку 1 трьох екструдерів, де на неї одночасно накладається три шари електроізоляції (рис. 4.6). Товщина кожного шару ізоляції регулюється автоматизованими електроприводами екструдерів. Зовнішній діаметр кожного шару ізоляції вимірюється датчиками 2 із запізненням в 0,5 с.

Для забезпечення максимальної чистоти ізоляції завантаження компонентів полімерної ізоляції в зону екструзії здійснюється з «чистої» кімнати. Далі ізольована жила надходить в трубу наноструктурного зміцнення (вулканізації), заповнену азотом під високим тиском. У трубі ізоляція зшивається, набуваючи поліпшених термомеханічних характеристик, а далі охолоджується. Довжина камери вулканізації шарів ізоляції разом з камерою охолодження становить 172 м. Для покращення якості ізоляції застосовується система попередньої температурної обробки на вході у камеру вулканізації. В першій секції труби вулканізації організовується циркуляція холодного азоту. На вході в секцію температура азоту становить 20–25° С, на виході підвищується до 45–60° С залежно від температурного режиму і ефективності системи вентиляції. Холодний азот зменшує температуру поверхні ізоляції (зовнішнього електропровідного екрану і частини ізоляції) з 135° С (температура

після виходу з екструзійної головки) до 35–40°С та до 110–120°С в товщі ізоляції. Зовнішній шар ізоляції, охолоджуючись, рівномірно застигає, а внутрішній шар знаходиться в розплавленому стані, що обумовлює прийняття ізоляцією круглої форми. У кабелях надвисокої напруги найчастіше використовуються мідні жили, які мають велику теплоємність, тому при накладанні на неї розплавленої полімерної маси внутрішній електропровідний шар та внутрішня частина ізоляції додатково охолоджуються жилою. У другій секції труби температура поверхні ізоляції інтенсивно підвищується в результаті нагрівання і її зовнішній шар плавиться та зшивається. Завдяки попередньому охолодженню більша частина ізоляції, що розташована ближче до жили, залишається застиглою. Діаметр цієї твердої циліндричної частини при проходженні вздовж труби вулканізації залишається відносно великим. Та частина ізоляції, що розплавлена, але незшита, залишається відносно малою і не дозволяє зовнішній частині ізоляції значно зміщуватися під власною вагою. При виході з труби вулканізації всі три шари електроізоляційної системи зшиваються повністю. Далі ізольована жила охолоджується і за допомогою накопичувача надходить на приймальний пристрій.

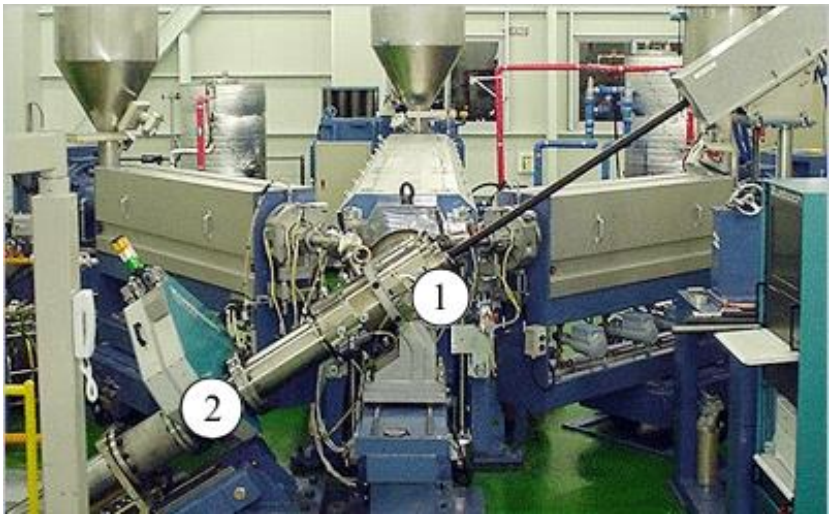


Рис. 4.6. Блок екструдерів (1) та датчики (2)

Система управління процесом нанесення ізоляції обладнана сучасними промисловими комп'ютерами з інтерфейсом, що дозволяє створювати, зберігати та систематизувати технологічні показники та результати випробувань для прийняття

управлінських рішень підсистемою верхнього рівня. Система управління виробництвом включає в себе наступні функції:

а) автоматичний розрахунок технологічних параметрів ліній, зокрема, пошарове співвідношення температури як функції часу на основі розрахунку теплопередачі між шарами та температурної залежності періоду напіврозпаду пероксиду;

б) забезпечення синхронізації всіх вузлів лінії залежно від параметрів технологічного процесу та їх змін;

в) сигналізацію та моніторинг в разі досягнення одним або декількома технологічними параметрами критичних значень;

г) відстеження стабільності параметрів технологічного процесу і забезпечення автоматичної реакції на їх поточні вимірювання.

Спрощену функціональну схему системи регулювання товщини (зовнішнього діаметру) шарів ізоляції зображено на рис. 4.7. Величини, зображені на схемі:

X^* – вектор заданих параметрів системи;

$X(t)$ – вектор дійсних параметрів системи;

$X(t\text{-}t_з)$ – вектор виміряних параметрів системи;

$\Delta X(t)$ – вектор похибки діаметрів;

$\hat{X}(t)$ – вектор значень прогнозованих діаметрів;

$U(t)$ – вектор керуючого впливу;

$\omega(t)$ – вектор швидкостей обертання черв'яків екструдерів.

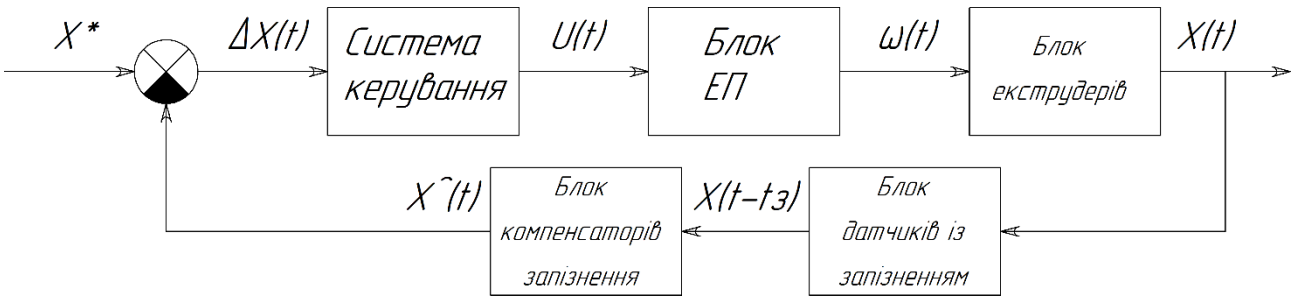


Рис. 4.7. Функціональна схема регулювання товщини шарів ізоляції кабелю

За рахунок того, що опис усіх ланок системи у вигляді передавальних функцій може бути досить складним, сконцентруємо увагу на ланцюзі зворотного зв'язку. Для

того щоб компенсувати запізнення, яке має місце за рахунок розподілу датчиків у просторі відносно виконавчого органу САК, необхідно знати приблизне значення запізнення у часі і частоту отримання даних із вимірювальних пристроїв. У даному випадку час τ запізнення приблизно дорівнює 0.5 с. Період Δt надходження даних 0.05 с. Таким чином можна визначити кількість кроків m, на яку необхідно здійснювати прогноз: $m = \tau / \Delta t = 10$.

Змодельований процес прогнозування у середовищі Matlab враховував певні особливості досліджуваної системи, а саме відсутність шумів високого рівня і плавності зміни характеристики, що знімається датчиками. Система є інерційною і тому процес встановлення бажаного значення вихідної координати відбувається із проходженням перехідного процесу. Також інерційності додає запізнення τ.

У процесі моделювання [88] (рис. 4.8) процесу отримання даних із датчиків вимірювання товщини ізоляції враховувались похибки вимірювань (до 3 % від дійсного значення). Досліджувалась поведінка алгоритму адаптації та прогнозування після перехідного процесу і адаптації коефіцієнта згладжування до близького до оптимального значення. На отриманому графічному зображенню процесу прогнозування спостерігається зміщення прогнозованого сигналу відносно дійсного значення вліво на 8–12 кроків.

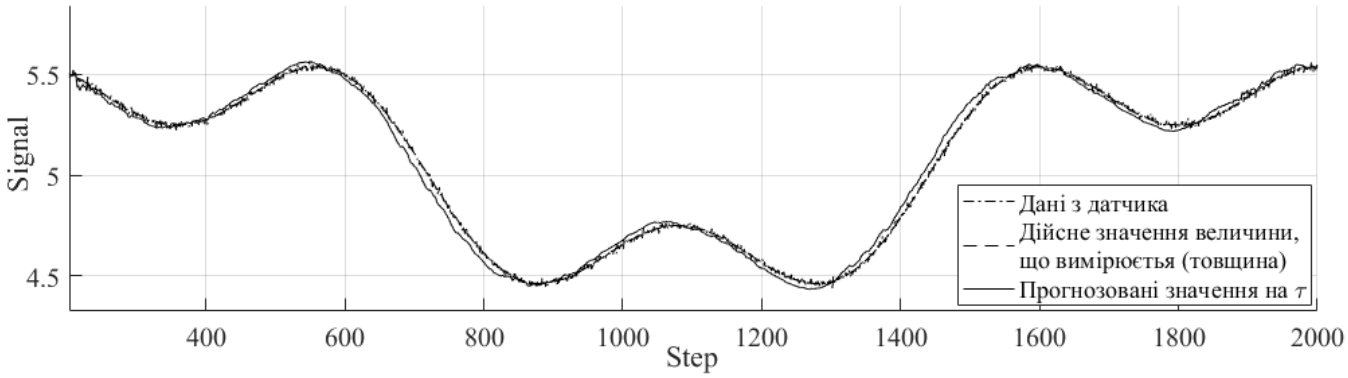


Рис. 4.8. Моделювання процесу прогнозування даних у ланцюзі зворотного зв’язку САК ізоляції кабеля

СКП вихідної координати системи без використання блоку компенсаторів запізнення дорівнює 0.1225, з використанням – 0.0124. У випадку, якщо максимальне

значення похибки вимірювань збільшити до 10 % від дійсного СКП системи з використанням блоку компенсаторів запізнювання набуде значення 0.026.

Ураховуючи принцип роботи фільтра-предиктора, а також результати моделювання, варто зазначити, що різкі зміни корисного сигналу при великих значеннях коефіцієнта згладжування ($\alpha > 0.1$) і, відповідно, відсутності значних шумових спотворень, що впливають на значення α, негативно впливають на процес прогнозування і не дають об'єктивної інформації про стан системи. Тому рекомендовано використовувати прогнозовані значення сигналу, що надходить на порівнювальний елемент САК лише після проходження перехідних процесів системи. На отриманому графіку адаптації коефіцієнта згладжування (рис. 4.9) використання блоку компенсаторів запізнення має місце після приблизно перших 200 кроків.

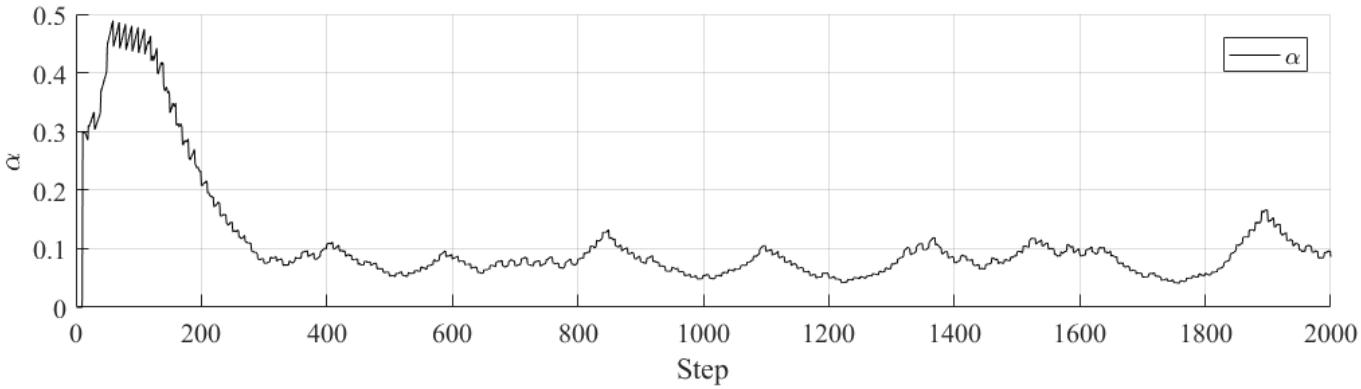


Рис. 4.9. Адаптація коефіцієнта згладжування інтегрованого адаптивного фільтра-предиктора в САК ізоляції кабеля

Врахування часу перехідного процесу веде до необхідності наявності апріорної інформації про тривалість перехідного процесу САК. Іншим методом, який дозволяє мінімізувати час перехідного процесу є збільшення коефіцієнта згладжування на початкових етапах застосування алгоритму. З одного боку, це зменшить початкову інерційність фільтра, і як результат час перехідного процесу фільтра, але з іншого боку, накладе обмеження на прогнозування сигналу на початковій стадії роботи системи, коли проходять перехідні процеси самих елементів САК. Процес адаптації коефіцієнта згладжування може відбуватись протягом перехідного процесу САК також у фоновому режимі, що дозволить зекономити час, на відміну від випадку, коли

адаптація коефіцієнту згладжування починається після проходження перехідних процесів САК.

4.3. Інтеграція адаптивного фільтра-предиктора у технології виробництва кварцових трубок

При керуванні процесом формування геометрії кварцової трубки виникає проблема отримання якісних даних в умовах нестабільності характеристик розм'якшеної скломаси у зоні формування трубки із кварцового блока.

Для керування формуванням геометричних параметрів трубки при вертикальному витягуванні її із кварцового блока [89–94] за основу взято обов'язковість виконання рівності подачі та знімання скломаси, вважаючи, що ця рівність виконується завжди як наслідок закону збереження маси. При цьому в системі відбувається коригування виміряного діаметру трубки за цим законом. Проте у процесі досліджень виявлено, що закон рівності подачі скломаси у вигляді блока та знімання її у вигляді трубки не завжди виконується внаслідок можливості накопичення або надмірного відтоку скломаси з зони розм'якшення. Вказаний факт може суттєво впливати на результати оцінки діаметра трубки, що призводить до значного збільшення відсотку браку. У роботі [91] системи автоматичного керування в'язкістю скломаси (рис. 4.10) використовується метод визначення сили витягування трубки, а, відповідно, і крутного моменту двигуна, за виміряними параметрами двигуна витяжної машини. При цьому, враховуючи тертя, великі маси та момент інерції елементів витяжної машини, а також значний тиск притискання колодок витяжної машини, доля сили витягування у загальній силі, а, відповідно, і струму у результуючому струмі, який до того ж є нестабільним, не перевищує 7 – 10 %, що не дозволяє визначити його з достатнім степенем достовірності. Похибка визначення його може досягати ± 16 %, що відображається на похибці визначення та стабілізації в'язкості, а, відповідно, і на якості роботи всієї системи. Причиною недостатньої якості роботи розглянутих систем у цілому є відсутність необхідної математичної

моделі технологічного процесу формування геометрії кварцової трубки, яку можна було б використати як еталонну.

Для компенсації запізнення у каналі вимірювання діаметра трубки, яке створено за рахунок відстані між місцем фіксації діаметра трубки та місцем вимірювання цього діаметра, нами було введено адаптивний фільтр-предиктор. За рахунок фіксованої швидкості, яка задається від задатчика параметрів технологічного процесу, а також відстані між вимірювачем і межею фіксації трубки запізнення складає: для швидкості 0,9 м/хв. – 4 с, для швидкості 1,8 м/хв. – 2 с.

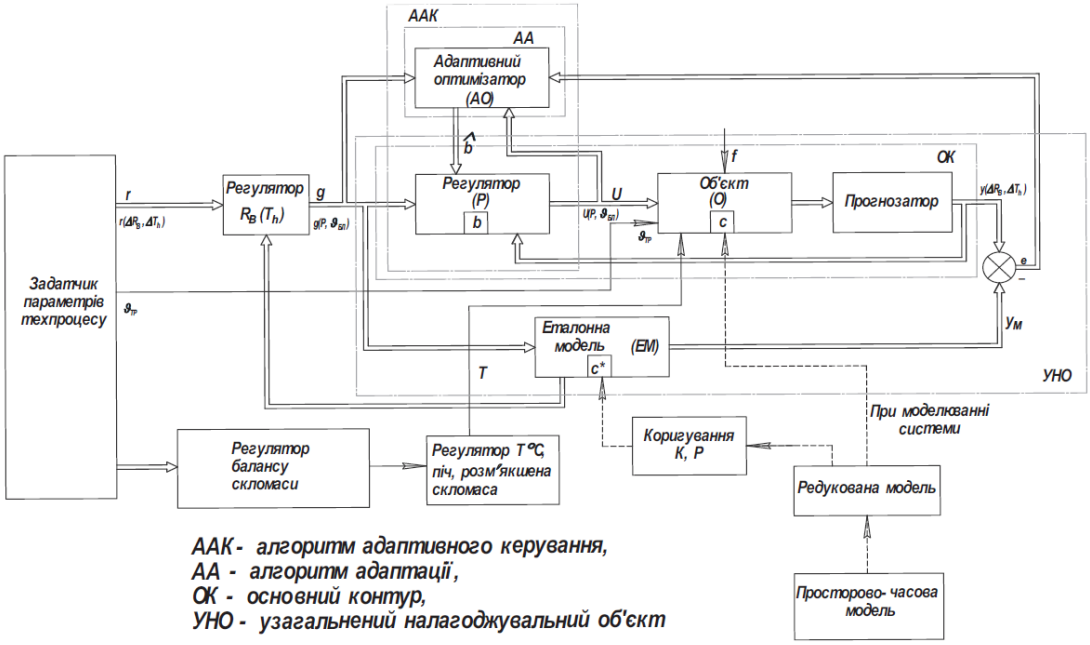


Рис. 4.10. Дискретна адаптивна система з еталонною моделлю та градієнтним методом оптимізації функціонала якості керування геометричними параметрами трубки

Пристрій для вимірювання геометричних розмірів кварцових труб у процесі їх виготовлення містить обчислювач, аналого-цифровий і цифроаналоговий перетворювачі та індикатор результатів вимірювань відрізняється тим, що для вимірювання діаметра кварцових труб, у процесі їх формування із кварцового блока, де в зоні сформованої трубки температура досягає 1300 °С із значним її коливанням, із метою підвищення точності та стабільності вимірювання діаметра кварцової труби, вимірювальний пристрій розміщується як найближче до розм'якшеної зони «блок-трубка» з температурою печі 1800–1950 °С, а тому температура в зоні вимірювання зафіксованого діаметра становить 1300–600 °С, коливання якої залежить від фаз

протікання технологічного процесу та відстані до місця вимірювання. Вказане коливання температури суттєво впливає на показник приломлення променів розсіяного світла в кварцовому склі та показник приломлення повітря внаслідок значного градієнта температури поблизу країв трубки, що породжує ефект рефракції, в результаті чого діаграма електричного сигналу, отриманого від ПЗС-матриці пристрою із зарядовим зв'язком (ПЗЗ), розширюється або звужується незалежно від зміни свого рівня по вертикалі, що суттєво впливає на похибку вимірювання діаметра і може досягати 5–10 % при вимірюванні трубки з діаметром 30–10 мм. Суттєвим недоліком указаного пристрою є також значне збільшення похибки вимірювання, а то й зовсім нефункціонування пристрою при зміщенні трубки в просторі, що завжди присутнє за рахунок коливань блока, з якого витягується трубка, підвішеного до ковзної каретки, та за рахунок нерівномірності притиснення теплоізолюючими прокладками затискачів трубки витягальної машини.

Враховуючи всі вищеописані особливості процесу, та сам технологічний процес, описаний в [91], було здійснено моделювання значень, що надходять із вимірювальних пристроїв САК і отримані результати роботи адаптивного фільтра-предиктора (рис. 4.11). У даному випадку час запізнення приблизно τ =4 с, період надходження Δt = 1с. Кількість кроків, на які необхідно здійснювати прогноз, враховуючи величину запізнення: $m = \tau / \Delta t$ = 4.

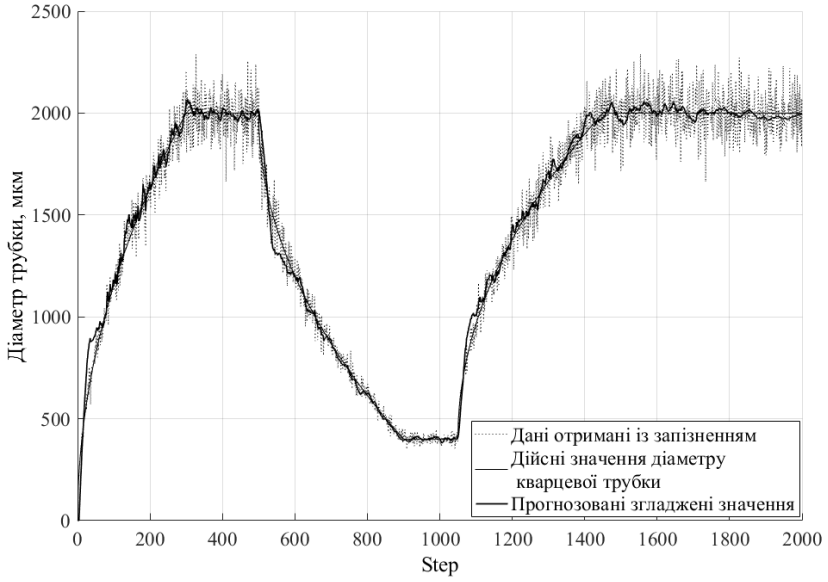


Рис. 4.11. Моделювання процесу знаходження прогнозованого згладженого значення діаметру кварцової трубки

Обраховано СКП між дійсним значенням діаметра кварцової трубки та отриманих після обробки даних адаптивним фільтром-предиктором, яке склало 42,9 і СКП між дійсним значенням і значень, що отримані безпосередньо від датчиків, з урахуванням особливостей технологічного процесу, яке склало 78,6. Моделювання даного процесу проводилось для різних випадків, що передбачали різні види залежності рівня шумів і вимірюваних значень. У результаті СКП вимірюваної величини з використанням фільтруючого алгоритму набувала менші у 1.5–2 рази значення у порівнянні із значеннями, які були отримані без обробки даних.

Процес адаптації коефіцієнта згладжування (рис. 4.12) здійснювався з використанням диференційного алгоритму адаптації з використанням двох контурів фільтрації та алгоритму адаптації, що здійснюється на кожному кроці на основі даних про зміну рівня шумів. Недоліком роботи даного алгоритму є можлива втрата корисної інформації у випадках, коли корисне значення сигналу незмінне протягом тривалого часу (k = 1450–2000), що призводить до збільшення інерційності фільтра.

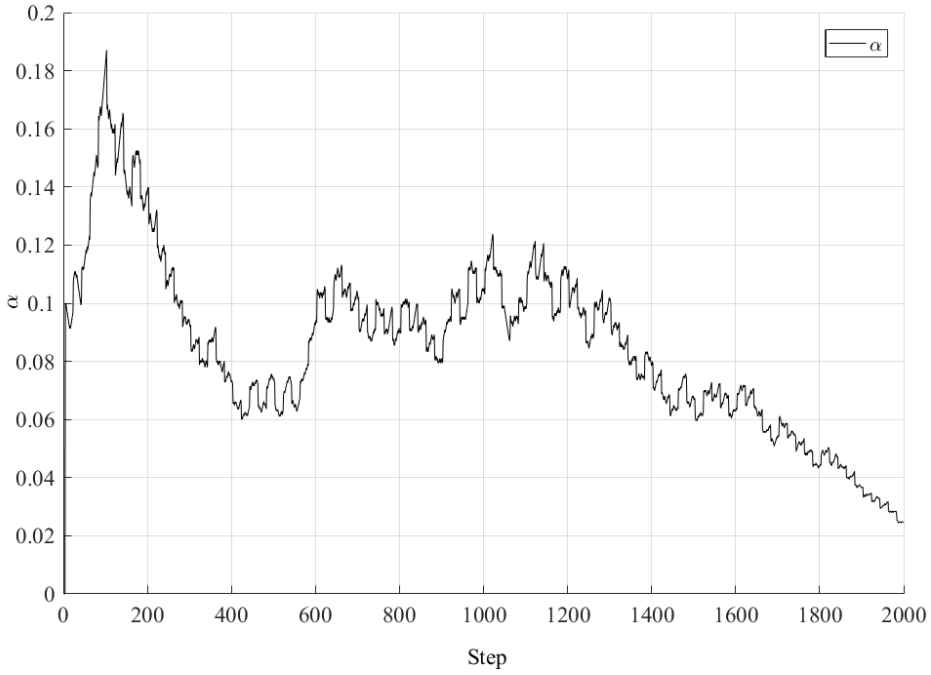


Рис. 4.12. Адаптація коефіцієнта згладжування інтегрованого адаптивного фільтра-предиктора в САК виробництва кварцових трубок

4.4.Застосування адаптивного фільтра-предиктора у системах детермінації навколишнього середовища промислових роботів

Промисловий робот – автоматична машина, стаціонарна чи пересувна, з виконавчим пристроєм у вигляді маніпулятора, який має декілька ступенів рухомості (рис. 4.13), і перепрограмовуваним пристроєм програмного керування для виконання у виробничому процесі рухових і керувальних функцій [95–98].

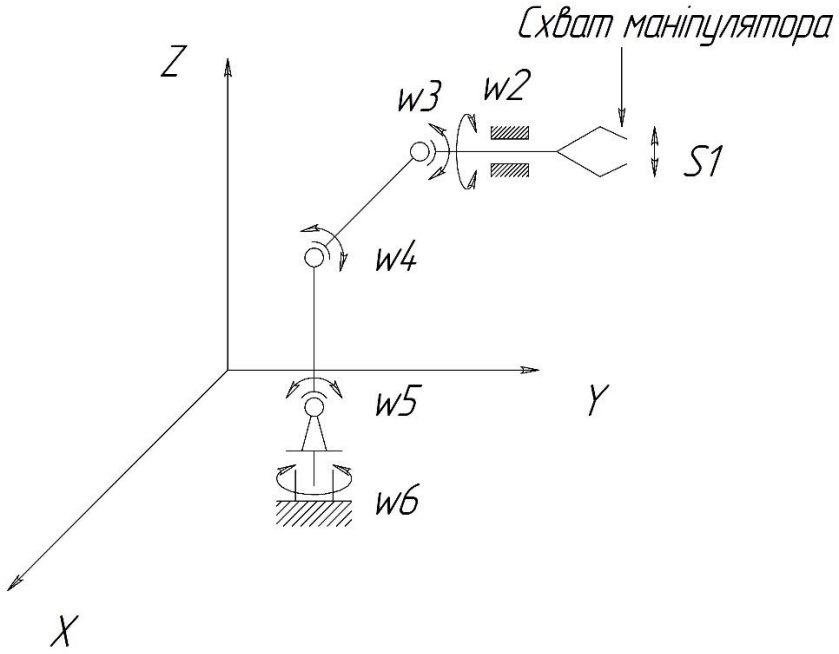


Рис. 4.13. Кінематична схема промислового робота

Детермінація у просторі зазвичай реалізується за допомогою системи датчиків. Одним із класів вимірювальних пристроїв є ті, що функціонують на основі ультразвукових хвиль. Даний тип датчиків використовується для визначення відстані до перешкоди. Ультразвукові далекоміри можуть розміщуватись як на рухомих ланках ПР, так і в робочій зоні.

Принцип роботи даного типу датчиків полягає у випромінюванні та сприйманні ультразвукових хвиль. При подачі сигналу на пристрій формування ультразвукової хвилі сенсор запускає лічильник і відраховує час до моменту отримання відбитої від перешкоди хвилі. На основі даних про швидкість поширення ультразвукових хвиль (УЗХ) у просторі та час від подачі УЗХ до фіксацією відбитої хвилі чуттєвим елементом, обраховується відстань до перешкоди. Ці дані можуть бути спотворені

через наявність нерівної чи шорсткої поверхні або через розташування чуттєвого елемента датчика під гострим кутом до перешкоди.

Функціональна схема однієї ланки ПР (рис. 4.14) складається з керуючого елементу, виконавчих пристроїв і вимірювальних елементів. У ролі виконавчих пристроїв, що визначають переміщення ланок ПР у просторі, зазвичай, використовують серводвигуни, які відслідковують кут повороту валу двигуна і є слідкуючими підсистемами або крокові двигуни. Керування серводвигуном виконується шляхом подачі керуючих сигналів (ШІМ) із плати керування (мікроконтролер).

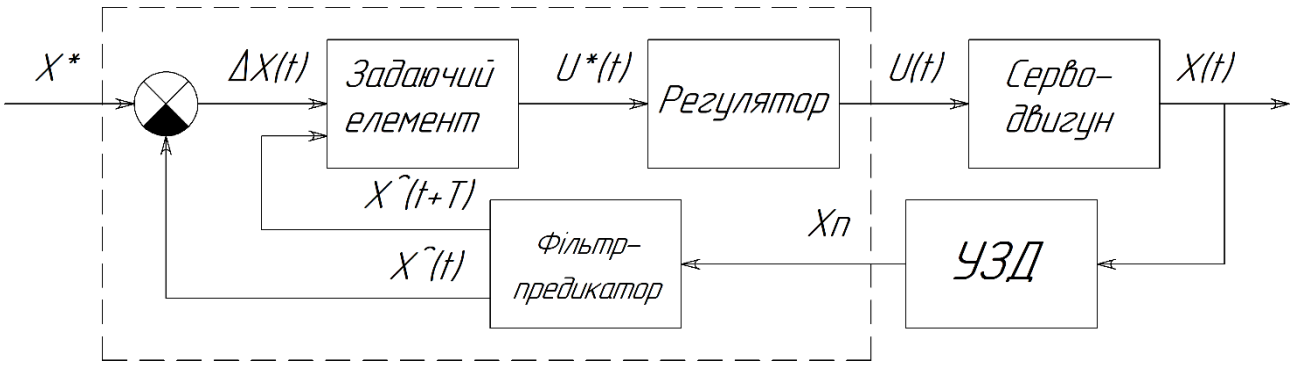


Рис. 4.14. Функціональна схема керування положення ланки ПР у просторі

Функції задаючого елемента, регулятора, порівняльного елемента і фільтра-предиктора виконує мікроконтролер, на який від оператора надходить команда переміщення ланки ПР. Серводвигун відпрацьовує поворот валу двигуна відповідно до керуючого сигналу, що формується на основі цифрового регулятора. Ультразвуковий далекомір (УЗД) визначає дані про відстань ланки ПР до перешкоди і надсилає їх на аналоговий або цифровий вхід мікроконтролера. Дану функціональну схему реалізована для проведення дослідження із використанням наступних засобів:

– мікроконтролер ATmega328P на основі апаратної платформи Arduino Uno (рис. 4.15 *а*);

– УЗД hc-sr04 (рис. 4.15 *б*);

– сервопривод SG90 (рис. 4.15 *в*).

Зв’язок між мікроконтролером і персональним комп’ютером здійснювався за допомогою інтерфейсу передачі даних RS-232.

а *б* *в*

Рис. 4.15. Складові автоматичної системи керування переміщення ланки ПР

Реалізація моделі фільтрації та диференційного алгоритму адаптації коефіцієнту згладжування здійснювалось в середовищі програмування Arduino IDE [99–104]. Мова програмування у даному середовищі є підмножиною мов C/C++. Особливості реалізації на даній мові програмування полягали у ефективному розподіленні ресурсів мікроконтролеру ATmega328P з родини AVR, яким характерна гарвардська архітектура обчислювальних машин.

Розглянуто дві парадигми реалізації адаптивного фільтра-предиктора, першою з яких є процедурне програмування [105–107], яка заснована на концепції виклику процедури (функції). Для створення програми за допомогою даної парадигми створено схематичне зображення ієрархії компонентів адаптивного фільтра-предиктора (рис. 4.16).

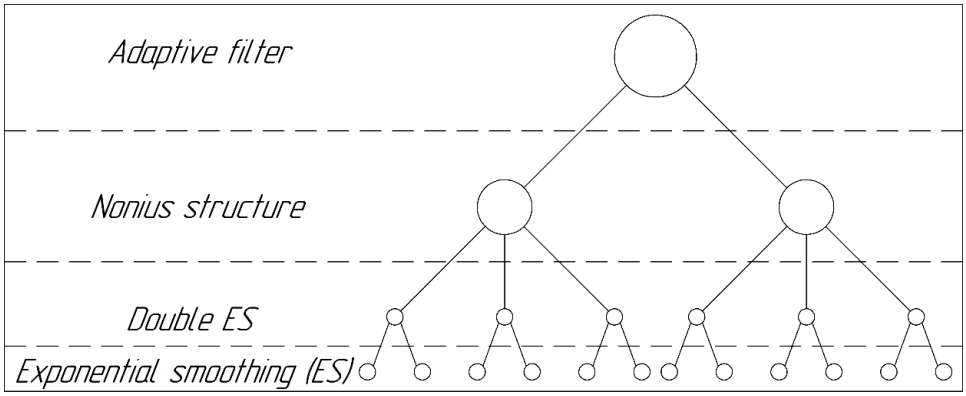


Рис. 4.16. Ієрархія компонентів адаптивного фільтра-предиктора

При реалізації програми з використанням процедурної парадигми за найменшу процедурну одиницю (функцію) можна обрати подвійне експоненціальне згладжування (Double ES). Недоліком даної реалізації є необхідність опису кожної функції подвійного експоненціального згладжування, загальна кількість яких для

диференційного алгоритму адаптації з використанням двох контурів складає 6 одиниць, для триконтурного – 9. Кожній функції має бути присвоєне власне ім’я і область пам’яті у вигляді масивів даних та змінних (окремих іменованих комірок пам’яті). Створенні функції, які реалізують модель фільтрації за принципом ноніусного нарощування структури, передбачають виклик функції подвійного експоненціального згладжування і даних, які отримані в результаті роботи цих функцій і збережені у відповідних областях пам’яті. Цей процес повторюється для верхнього рівня ієрархії. Головним недоліком даної парадигми є визначення великої кількості областей пам’яті і написання великої кількості функцій, які відрізняються лише адресами областей пам’яті, у які записуються оброблені дані. Як результат: значне збільшення об’єму коду програми, складність налагодження і редагування.

Іншим підходом у реалізації програми адаптивного фільтра-предиктора було обрано об’єктно-орієнтоване програмування [108–112]. Дана парадигма програмування розглядає програму, як множину об’єктів, які взаємодіють між собою. Відповідно до парадигми об'єктно-орієнтованого програмування, кожен об'єкт здатний отримувати повідомлення, обробляти дані, та надсилати повідомлення іншим об'єктам. Однією з переваг даного підходу є модульність. У процесі створення програми розробленого алгоритму було описано класи для кожного рівня ієрархії. Приклад опису класу найнижчого рівня ієрархії (експоненціального згладжування) має вигляд:

```
class Exp_Filter {
  private:
  float prev_est;
  public:
  float alpha;
  float est;
  Exp_Filter::Exp_Filter () {
    alpha = a;
    prev_est = 0;
  }
  float estimate (float x) {
     est = alpha*x+(1-alpha) * prev_est;
     prev_est=est;
     return est;
  }
  };
```

По принципу наслідування клас вищого рівня ієрархії «успадковував» особливості класу нижчого рівня ієрархії, що давало йому можливість використовувати його методи (функції). Клас вищого рівня ієрархії у своєму описі передбачав створення необхідної кількості об’єктів класу нижчої ієрархії, що значним чином зменшило кількість коду програми. За рахунок модульності об’єктно-орієнтованої парадигми, опис областей пам’яті, у які записувались оброблені дані та дані, необхідні для оцінювання якості фільтрації, здійснювався автоматично. Таким чином дана програма може бути реалізована у вигляді окремої бібліотеки для середовища програмування Arduino IDE і використовуватись шляхом її підключення у код основної програми та створення одного об’єкту класу «Adaptive_Filter» з заданням початкових параметрів фільтрації. Код даної програми наведений у додатку Є.

У відповідності до функціональної схема керування положення ланки ПР у просторі створено експериментальну установку (рис. 4.17). Проведено експеримент, ціль якого було визначити час процесу повороту серводвигуна залежно від даних, які надходили із УЗД із використанням алгоритму фільтрації та без нього.

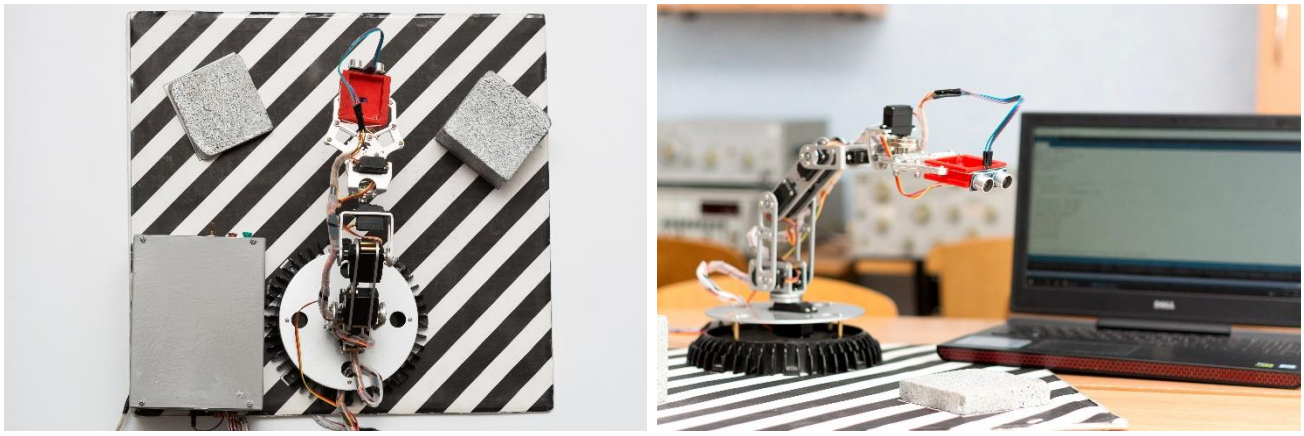


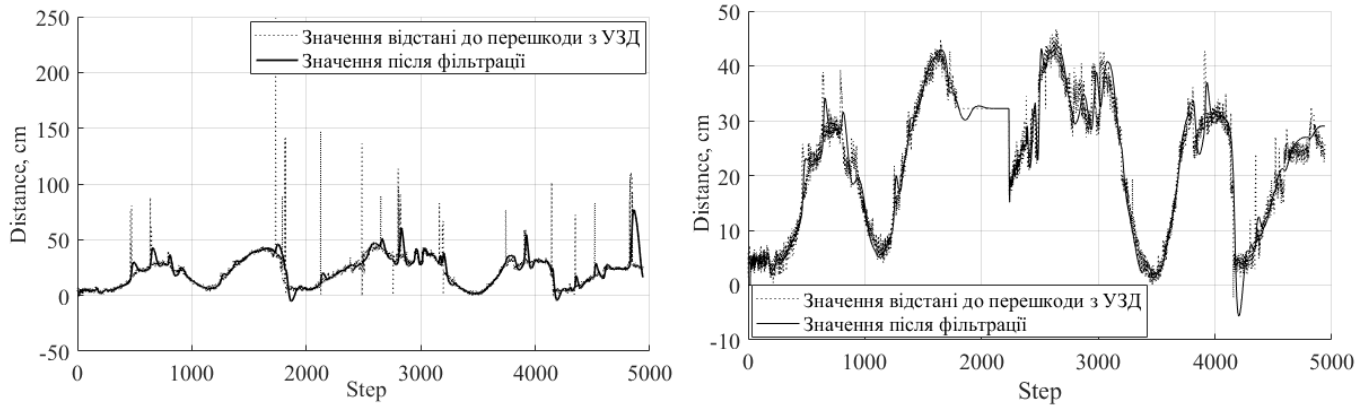
Рис. 4.17. Експериментальна установка, яка моделює роботу визначення відстані до перешкоди робочого органу ПР

У ході експериментів модель промислового робота (ПР) керувалась наступною логікою: якщо відстань до перешкоди лежала у визначених межах – рухома ланка ПР здійснювала переміщення [113]. Такий алгоритм моделював роботу ПР по обробці поверхні об’єкта. Експерименти проводились із врахуванням особливостей

застосування ПР. Серед них: різні положення УЗД по відношенню до об’єктів навколишнього середовища, шорсткість їх поверхні, зміна положень об’єктів у просторі протягом виконання алгоритму промисловим роботом.

Значення відстані до перешкоди отримано з наявністю аномальних складових (одиничних і групових збоїв), що характерно для даного ультразвукового далекоміру. Проведено два експерименти, кожен з яких передбачав інтеграцію адаптивного фільтра-предиктора, але у другому випадку також було застосовано алгоритм, який здійснював попередню обробку даних з метою усунення аномальних даних.

Дані отримані від УЗД, відфільтровані значення у випадку застосування лише адаптивного фільтра-предиктора (рис. 4.18 *а*) і у випадку застосування адаптивного фільтра-предиктора і алгоритму усунення аномальних даних (рис. 4.18 *б*) представлені у графічній формі.



а *б*

Рис. 4.18. Дані отримані з УЗД до фільтрації та після без використання алгоритму усунення аномальних даних (*а*); з використанням алгоритму усунення аномальних даних (*б*)

У випадку, якщо сервопривод здійснював поворот ланки робота, керуючись сигналами, що надходили від мікроконтролера без використання фільтра час повороту серводвигуна t_n=12.62 с, у випадку використання фільтра t_n=10.98 с, з використанням фільтра та алгоритму усунення аномальних даних t_n=8.56 с. Проведений експеримент дає змогу зробити висновок, що використання фільтруючого алгоритму обробки інформації покращує результати роботи ПР, шляхом уточнення значень сигналів, що визначають детермінацію його ланок у просторі.

Використання фільтруючих і прогнозуючих алгоритмів є актуальним як у керуванні промисловими роботами так і низьколітаючими літальними апаратами (ЛА), які використовують УЗД для визначення власної висоти [114]. Інтеграція фільтра-предиктора у контролюючі елементи ЛА може мати застосування як промисловій так і у військовій розвідницькій галузях.

Висновки до розділу 4

1. Проведено моделювання в середовищі Simulink роботи адаптивного двоконтурного фільтра-предиктора в системі керування об’єктом із запізненням із використанням ступінчастого, лінійного і синусоїдального тестових сигналів. У результаті, похибка вихідної координати зменшилась в середньому на 60 %.

2. Проведено моделювання інтеграції адаптивного двоконтурного фільтра-предиктора в САК об’єктом із запізненням, що дозволило позбавитись спотворень керуючого сигналу і зменшити коливання вихідної координати об’єкта із запізненням від 40 % до 70 %, залежно від характеру вхідного керуючого сигналу та рівня шумів.

3. Досліджено ТП виробництва кварцових трубок та виробництва кабелю на надвисокі напруги для фільтрації даних із датчиків товщини ізоляції. На основі опису ТП досліджено можливість компенсації запізнення за рахунок використання прогнозованих значень фільтра-предиктора.

4. Здійснено реалізацію розробленого методу обробки даних на апаратній обчислювальній платформі Arduino для дослідження можливості інтеграції фільтра-предиктора в системах детермінації навколишнього середовища промисловими роботами.

5. Проведено натурний експеримент по визначенню часу повороту серводвигуна рухомої ланки промислового робота. У результаті час повороту серводвигуна, у випадку використання алгоритму, зменшився на величину від 13 % до 33 %, при цьому похибка відслідковування відстані до поверхні зменшилась на 21 %, що дозволило покращити маневреність ПР.

ВИСНОВКИ

У дисертації наведено теоретичне узагальнення та нове вирішення актуальної наукової задачі в галузі науки «Системи і процеси керування» щодо підвищення якості роботи систем автоматичного керування, шляхом інтеграції адаптивного алгоритму фільтрації та прогнозування сигналів, реалізованого у вигляді програмного або апаратного модуля.

Отримані результати дають підстави для формулювання відповідних висновків та рекомендацій, що мають теоретичне й практичне значення.

1. На основі проведеного аналізу проблем та задач автоматизації процесів керування об’єктами із запізненням, вказано на недоліки та вимоги до відомих рішень для їх практичної реалізації, які полягають у необхідності якісного оцінювання корисного сигналу та його прогнозованих значень за умов відсутності або нестачі апріорної і поточної інформації про систему.

2. На основі проведеного аналізу розроблено структуру алгоритму компенсації похибки слідування експоненціального фільтра Р. Брауна. Дану ноніусну структуру реалізовано у середовищах Matlab і Simulink. Комп’ютерний аналіз отриманої структури підтверджує її суттєві переваги.

3. Розроблено алгоритм адаптації до рівня шумів, який використовує МНК і один контур фільтрації, що забезпечило високу швидкодію під час процесу обробки сигналу, в умовах коли шумова складова вхідного сигналу зростає або залишається незмінною. Адаптивний ноніусний фільтр-предиктор реалізовано у середовищі Matlab.

4. Розроблено алгоритми адаптації до рівня шумів фільтрів, що використовують два і три контури паралельної обробки сигналу із різними параметрами фільтрації; це забезпечило адаптацію параметру фільтрації до зміни амплітуди шумів, а також більш якісне визначення прогнозованих значень сигналів. Дані модифікації адаптивних фільтрів-предикторів реалізовано у середовищі Matlab.

5. Проведений комп’ютерний аналіз дозволив визначити залежність якості фільтрації та прогнозу від параметрів фільтрів-предикторів, які використовують

МНК-алгоритм адаптації, а також два і три контури фільтрації для оцінювання якості фільтрації та адаптації коефіцієнта згладжування.

6. На основі більше тридцяти тисяч тестів комп'ютерного моделювання визначено масиви оптимальних параметрів фільтрів-предикторів для отримання мінімальних похибок фільтрації та прогнозу для алгоритмів адаптації із використанням МНК, двох і трьох контурів фільтрації.

7. Проведено порівняльний аналіз розроблених фільтрів-предикторів. Визначено, що найбільш якісний результат прогнозування та фільтрації залежно від швидкодії дозволяє отримати двоконтурний адаптивний фільтр-предиктор. Проведено порівняльний аналіз обраного фільтра із існуючими аналогами, за результатами якого середнє для різних умов значення середньоквадратичної похибки фільтрації розробленого фільтра зменшилось від 1.6 до 2.2 разів залежно від модифікації фільтра.

8. У середовищі Simulink проведено моделювання інтеграції адаптивного двоконтурного фільтра-предиктора в САК об'єктом із запізненням, що дозволило позбавитись спотворень керуючого сигналу і зменшити коливання вихідної координати об'єкта із запізненням від 40 % до 70 %, залежно від характеру вхідного керуючого сигналу та рівня шумів.

9. Розглянуто можливість інтеграції фільтра-предиктора у технологію виробництва кварцових трубок та технології виробництва кабелю на надвисокі напруги для фільтрації даних із датчиків товщини ізоляції та компенсації запізнення, яке виникає за рахунок особливостей розташування вимірювальних пристроїв у даних ТП;

10. Проведено дослідження можливості інтеграції фільтра-предиктора в системах детермінації навколишнього середовища промисловими роботами. За результатами експерименту час перехідного процесу повороту серводвигуна рухомої ланки ПР зменшився на величину від 13 % до 33 %, при цьому похибка відслідковування відстані до поверхні зменшилась на 21 %, що дозволило покращити маневреність ПР.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. *Островерхов М. Я.* Системи і методи ідентифікації електротехнічних об'єктів / М. Я. Островерхов, А. М. Сільвестров, О. М. Скринник. – Київ: Національний авіаційний університет, 2016. – 324 с.

2. *Бут Д. А.* Основы электромеханики / Д. А. Бут. – М. : МАИ, 1996. – 467 с.

3. *Бідюк П. І.* Методи прогнозування / П. І. Бідюк, О. С. Меняйленко, О. В. Половцев. – Луганськ : «Альма-матер», 2008. – 305 с.

4. *Ковалёв В. З.* Математическое моделирование электротехнических комплексов / В. З. Ковалев, Е. Г. Андреева; под общ. ред. Ю. З. Ковалёва. – Омск : Изд-во ОмГТУ, 1999. – 172 с.

5. *Ковалёв В. З.* Моделирование электротехнических комплексов и систем как совокупности взаимодействующих подсистем различной физической природы: дис. докт. техн. наук / В. З. Ковалев. – Омск, 2000. – 312 с.

6. *Кудрин Б И.* Электроснабжение промышленных предприятий: учебник для вузов / Б. И. Кудрин. – М. : Энергоатомиздат, 1995. – 416 с.

7. Основы теории электрических аппаратов / под ред. Г. В. Буткевича. – М. : Высш. шк., 1970. – 600 с.

8. Справочник по проектированию электроэнергетических систем / под ред. С. С. Рокотяна, И. М. Шапиро. – М. : Энергоатомиздат, 1985. – 352 с.

9. *Whittle P.* Prediction and Regulation / P. Whittle. – Van Nostrand, Princeton, N. J., 1963. – 147 p.

10. *Lambert J.* Computational methods in ordinary differential equations/ J. Lambert.–London–Nework–Sydney–Toronto, J. Wiley&Sons, 1973. – 278 p.

11. *Микляев М. С.* Методика определения частотных характеристик машин переменного тока / М. С. Микляев // Электротехника. – № 6. – 1965. – С. 18–19.

12. *Уайт Д.* Электромеханическое преобразование энергии / Д. Уайт, Г. Вудсон. – М.–Л. : Энергия, 1964. – 344 с.

13. *Эйкхофф П.* Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М. : Мир, 1975. – 690 с.

14. Электротехнический справочник; в 3 т. Т. 3, кн. 2: Использование электрической энергии / под общ. ред. И. Н. Орлова. – М. : Энергоатомиздат, 1988. – 614 с.

15. *Зеленський К. Х.* Комп'ютерні методи прикладної математики / К. Х. Зеленський, В. М. Ігнатенко, О. П. Коц. – К. : Академперіодика, 2002. – 480 с.

16. *Солодовников В. В.* Расчёт оптимальных систем автоматического управления при наличии помех / В. В.Соловников, П. С. Матвеев. – М. : Машиностроение, 1973. – 239 с.

17. *Калман Р.* Очерки по математической теории систем/ Р. Калман, П. Фалби, М. Арбиб. – М. : Мир, 1971. – 400 с.

18. Математические основы теории автоматического управления / под ред. Б. К. Чемоданова. – М. : Высш. шк., 1977. – Т. 1. – 336 с.

19. *Сильвестров А. Н.* Идентификация и оптимизация автоматических систем / А. Н. Сильвестров, П. И. Чинаев. – М. : Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.

20. *Сильвестров А. Н.* Многократно адаптивные системы идентификации / А. Н. Сильвестров, О. М. Папченко. – М., 1983. –150 с.

21. *Любич Ю. И.* Общая теория релаксационных процессов / Ю. И. Любич, Г. Д. Майстровський // Успехи математических наук, 1970. – № 1. – с. 57–112.

22. *Костюк В. И.* Асимптотическая инвариантность многократно адаптивных систем / В. И. Костюк, А. Н. Сильвестров // Теория инвариантности и её применение. – К. : Наук. думка, 1979. – С. 155–167.

23. *Костюк В. И.* Принцип многократной адаптивности/ В. И. Костюк, А. Н. Сильвестров /Достижения и перспективы развития технической кибернетики. – К. : изд-во РДИТП, 1975. – Т. 1. – С. 65–69.

24. *Кафаров В. В.* Методы оптимизации в химической технологии / В. В. Кафаров. – М. : Наука, 1968. – 379 с.

25. *Шин В. И.* Субоптимальный алгоритм оценки состояния и параметров многомерных непрерывных нелинейних систем/ В. И. Шин // Автоматика и телемеханика, 1984. – № 1. – С. 101–106.

26. *Фельдбаум А. А.* Основы теории оптимальных автоматических систем / А. А. Фельдбаум. –М. : Физматгиз, 1963. – 552 с.

27. Анализ и статистическая динамика систем автоматического управления / под ред. Н. Д. Егунова. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. С. Баумана, 2000. – 748 с.

28. *Гурецкий Х.* Анализ и синтез систем управления с запаздыванием. Пер. с польского. – М.: Машиностроение, 1974. – 328с.

29. *Балакирев В.С.* Экспериментальное определение динамических характеристик промышленных объектов управления / Балакирев В.С. Дудников Е.Г. Цирлин А.М. – М: Энергия, 1967. – 232с.

30. *Изерман Р.* Цифровые системы управления: Пер. с англ. – М.: Мир, 1984. – 541 с.

31. *Квакернак Х, Сиван Р.* Линейные оптимальные системы управления: Пер. с англ. – М.: Мир, 1977. – 650 с.

32. Автоматизация настройки систем управления. Ротач В.Я., Кузищин В.Ф., Клюев А.С. и др. Под ред. Ротача В.Я.– М.: Энергоатомиздат, 1984. – 272 с.

33. Системы автоматического управления с запаздыванием. Ю. Ю. Громов, Н. А. Земской, А. В. Лагутин, О. Г. Иванова, В. М. Тютюнник. – Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2007. – 76 с.

34. Янушевский, Р.Т. Управление объектами с запаздыванием / Р.Т. Янушевский. – М. : Наука, 1978. – 416 с.

35. *Клюев А.С., Карпов В.С.* Синтез быстродействующих регуляторов для объектов с запаздыванием. – М.: Энергоатомиздат, 1990, – 176 с.

36. Сільвестров А. М. Аналіз методу синтезу регулятора для об'єктів із запізнюванням Р. Бесса / А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Матеріали всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2015. – С. 62–65.

37. *Бідюк П. І.* Аналіз часових рядів / П. І. Бідюк, В. Д. Романенко, О. Л. Тимощук. – Київ: НТУУ "КПІ", 2013. – 600 с.

38. *Айфичер Э.* Цифровая обработка сигналов. Практический подход / Эммануил Айфичер, Барри Джервис ; пер. с англ. И. Ю. Дорошенко, А. В. Назаренко ; под ред. А. В. Назаренко. – 2-е изд. – М. ; СПб. ; Киев : Вильямс, 2004. – 992 с.

39. *Widrow B., Glover J. R., McCool J. M., Kaunitz J., Williams C. S., Hearn R. H., Zeidler J. R., Dong E. and Goodlin R. C. (1975a)* Adaptive noise cancelling: principles and applications. Proc. IEEE, 63, 1692–1716.

40. *Гриценко Н.С., Гусаров А.И., Логинов В.П., Севастьянов К.К*. Адаптивное оценивание. Часть 1.// Зарубежная радиоэлектроника. – 1983. – № 7. – С. 3–27.

41. *Гриценко Н.С., Гусаров А.И., Логинов В.П., Севастьянов К.К.* Адаптивное оценивание. Часть 2.// Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – № 3. – С. 3–26.

42. *Ищенко В.И., Зимчук И.В.* Методика синтеза адаптивных алгоритмов оценивания. // Радиоэлектроника.– 2001.– № 4.– С. 43–50.

43. *Кузовков Н.Т., Салычев О.С.* Инерциальная навигация и оптимальная фильтрация.– М.: Машиностроение, 1982.– 216 с.

44. *Леондес К.Т.* Фильтрация и стохастическое управление в динамических ситемах: Пер. с англ. – М.: Мир, 1980. – 408 с.

45. *Огарков М.А.* Методы статистического оценивания параметров случайных процессов.– М.: Энергоатомиздат, 1990. – 208 с.

46. *Сотсков Б.М., Щербаков В.Ю.* Теория и техника калмановской фильтрации при наличии мешающих параметров. // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – № 2.– С. 3–30.

47. *Зімчук І. В.* Синтез алгоритмів адаптивного оцінювання стану динамічних об’єктів / І. В. Зімчук, І. О. Канкін. // Вісник Житомирського державного технологічного університету. Серія: Технічні науки. – 2006. – №2. – С. 57–61.

48. *Зімчук І. В.* Адаптивний дискретний фільтр з параметричною оптимізацією / І. В. Зімчук, В. І. Іщенко. // Вісник Житомирського державного технологічного університету. – 1998. – №7. – С. 234–238.

49. *Ефимов Д. В.* Робастное и адаптивное управление нелинейными колебаниями. – СПб.: Наука, 2005. – 314 с.

50. *Браммер К., Зиффлинг Г.* Фильтр Калмана – Бьюси: Пер. с нем. – М.: Наука, 1982. – 199 с.

51. *Кузьмин С.З.* Основы теории цифровой обработки радиолокационной информации.– М.: Сов. радио, 1978. – 432 с.

52. Методы исследования нелинейных систем автоматического управления / Под. ред. Р.А. Нелепина.– М.: Сов. радио, 1975. – 448 с.

53. *Водоп'ян С.В., П'ясковський Д.В., Умінський В.В.* Моделювання фільтра Калмана на основі диференціальних перетворень // Вісник ЖІТІ / Технічні науки. – 2001. – № 18. – С. 86–89.

54. *Логинов В.П.* Приближенные алгоритмы нелинейной фильтрации // Зарубежная радиоэлектроника. – 1975. – № 2. – С. 28–47.

55. *Калачев М.Г., Никонов В.Г.* Применение методов нелинейной фильтрации в задачах оценивания фазовых координат динамических объектов // Автоматика и телемеханика. – 1979. – № 12. – С.71–79.

56. *Іщенко В.І., Зімчук І.В.* Синтез адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху маневруючих літальних об'єктів // Вісник ЖІТІ / Технічні науки. – 1999. – № 9. – С. 120–124.

57. *Варыгин В.Н., Казарян С.А., Рафаэлян Р.С.* Выбор начального вектора при адаптивных методах построения моделей, нелинейных по параметрам // Автоматика и телемеханика. – 1978. – № 3. – С. 55–59.

58. *Писарчук О. О.* Методика рекурентного згладжування нелінійних дискретних процесів / Олексій Олександрович Писарчук. // Вісник Житомирського державного технологічного університету. Серія: Технічні науки. – 2006. – №2. – С. 105 – 111.

59. Engineering Statistics Handbook [Електронний ресурс] // NIST/SEMATECH. – 2010. – Режим доступу до ресурсу: https://www.itl.nist.gov/div898/handbook.

60. Smoothing Forecasting and Prediction of Discrete Time Series [Електронний ресурс] // Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.. – 1963. – Режим доступу до ресурсу: http://babel.hathitrust.org/cgi/pt?id=mdp.39015004514728;view=1up;seq=1.

61. Oppenheim A. V. Discrete-time signal processing / A. V. Oppenheim, R. W. Schafer, J. R. Buck. – New Jersey: Prentice Hall, 1999. – 2nd ed. – 896 p.

62. Exponential smoothing for predicting demand [Електронний ресурс]. – 1956. – Режим доступу до ресурсу: https://www.industrydocuments.ucsf.edu/docs/jzlc0130.

63. e-Handbook of Statistical Methods, 6.4.3.1. Single Exponential Smoothing [Електронний ресурс] // NIST/SEMATECH. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section4/pmc431.htm.

64. Moving average and exponential smoothing models [Електронний ресурс] // Robert Nau. – 2010. – Режим доступу до ресурсу: http://people.duke.edu/~rnau/411avg.htm.

65. e-Handbook of Statistical Methods, 6.4.3.3. Double Exponential Smoothing [Електронний ресурс] // NIST/SEMATECH. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section4/pmc433.htm.

66. *Дьяконов В. П.* MATLAB Полный самоучитель / Владимир Павлович Дьяконов. – Москва: ДМК Пресс, 2012. – 768 с.

67. *Дьяконов В. П.* MATLAB и SIMULINK для радиоинженеров. – Москва: ДМК Пресс, 2011. – 976с.

68. *S. T. Karris* Signals and Systems mith MATLAB Computing and Simulink Modeling. Second Edition. – Orhard Publications, 2007. – 598p.

69. *Солонина А. И.* Цифровая обработка сигналов. Моделирование в Simulink / Алла Ивановна Солонина. – Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2012. – 432 с.

70. *Цифровая обработка сигналов и Matlab* / А. И.Солонина, Д. М. Клионский, Т. В. Меркучева, С. Н. Перов. – Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2013. – 512 с.

71. *Сільвестров А. М.* Згладжування та прогнозування сигналів за допомогою ноніусного включення експоненціальних фільтрів моделі Брауна / А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Матеріали всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2015. – С. 65–68.

72. *Boriak B. R.* Filtering and forecasting signals algorithm based on exponential brown's filter / B. R. Boriak, A. M. Silvestrov // Control, Navigation and Communication Systems. Academic Journal. – Poltava: PNTU, 2017. – VOL. 4 (44). – PP. 150-152.

73. *Боряк Б. Р.* Аналіз методів знаходження коефіцієнту згладжування експоненціального фільтруючого пристрою / Б. Р. Боряк // Тези доповідей VIII Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2017р. – С. 173-174.

74. *Боряк Б. Р.* Метод адаптації ноніусного експоненціального фільтра / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров, В. В. Луцьо // Тези доповідей VI Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2016р. – С. 54.

75. *Боряк Б. Р.* Алгоритм знаходження оптимального коефіцієнта згладжування за умови невизначеності корисного сигналу / Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Тези 68 наукової конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету – Полтава, 2016р. – Том 1, С. 9–11.

76. *Боряк Б. Р.* Дослідження алгоритму згладжування і налаштування адаптивного фільтра Брауна при зміні амплітуди шумів / Б. Р. Боряк // Тези 69 наукової конференції професорів, викладачів, наукових працівників, аспірантів та студентів університету – Полтава, 2017р. – Том 1, С. 4–6.

77. *Boriak B. R.* Method of brown's exponential filter adaptation by using the method of least squares / B. R. Boriak, A. M. Silvestrov, V. V. Lutsio. // Electronics and Control Systems. – 2017. – №54. – С. 27–32.

78. *Боряк Б.Р.* Аналіз ефективності застосування адаптивного двоконтурного фільтра-екстраполятора залежно від форми сигналу / Б.Р. Боряк, А.М. Сільвестров // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2017. – Т. 6 (46). – С. 255–259.

79. *Боряк Б.Р.* Триконтурний адаптивний експоненціальний фільтр-ектраполятор / Б.Р. Боряк, А.М. Сільвестров // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2017. – Т. 5 (45). – С. 6–8.

80. *Боряк Б. Р.* Адаптація параметрів фільтрації сигналу, що лінійно змінюється в часі / Б. Р. Боряк, В. В. Луцьо // Тези доповідей VIII Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2017р. – С. 179–180.

81. *Боряк Б. Р.* Особливості фільтрації та прогнозування сигналів квадратичної форми модифікованим експоненціальним фільтром / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Збірник наукових праць за матеріалами III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2017. – С. 22–24.

82. *Боряк Б. Р.* Дослідження впливу зміни параметрів адаптивного фільтра-екстраполятора на якість фільтрації та прогнозування / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров // Матеріали XXV Міжнародної конференції з автоматичного управління «Автоматика-2018» – Львів, 2018р. – С. 98–99.

83. *Boriak B. R.* Relationships between filter-extrapolator parameters and quality of filtration and forecast / B. R. Boriak. // Control, Navigation and Communication Systems. Academic Journal. – Poltava: PNTU, 2018. – VOL. 4 (50). – PP. 27–32.

84. *Боряк Б. Р.* Вплив зміни параметрів адаптивного двоконтурного фільтра-екстраполятора на якість фільтрації / Б. Р. Боряк, А.М. Сільвестров // Тези доповідей X Міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації» – Київ, 2018р. – С. 88–89.

85. *Боряк Б. Р.* Порівняльний аналіз якості фільтрації і прогнозування двоконтурного і триконтурного адаптивних експоненціальних фільтрів / Б. Р. Боряк // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2019. – Т. 1 (53). – С. 45–49.

86. *Dorf, Richard C.* Modern control systems. 12th ed / Richard C. Dorf, Robert H. Bishop. – Prentice Hall, 2010. – 1104 p.

87. *Шидловский А. К.* Кабели с полимерной изоляцией на сверхвысокие напряжения / А. К. Шидловский, А. А. Щерба, В. М. Золотарев, А. Д. Подольцев, И. Н. Кучерявая. – К. : Ин-т электродинамики НАН Украины, 2013. – 550 с.

88. *Островерхов М. Я.* Компенсація запізнення в контурі керування процесом нанесення ізоляції на струмопровідну жилу кабелю / М. Я. Островерхов,

А. М. Сільвестров, Б. Р. Боряк. // Вісник національного технічного університету «ХПІ». Серія: механіко-технологічні системи та комплекси. – 2017. – №33. – С. 61–67.

89. *Галай, В.М.* Автоматизація технологічних процесів кварцового заводу / В.М. Галай // Монографія. – Полтава: Видавництво ПолтНТУ, 2009. – 310 с.

90. *Лисиця П.М.* Підсистемна реалізація автоматизованої системи керування нестаціонарним процесом виготовлення трубок із кварцового скла / П.М. Лисиця, М.П. Лисиця // Вестник НТУ „ХПИ”: тематический выпуск «Автоматика и приборостроение». Вып. № 20. – Харьков, 2010. – С. 103–109.

91. *Лисиця П. М.* Адаптивне керування процесом формування геометрії кварцової трубки за еталонною моделлю / Павло Михайлович Лисиця. // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2011. – №50. – С. 46–51.

92. *Галай В.М.* Ноніусна адаптивна високоточна система стабілізації стохастичних процесів / В.М. Галай, А.М. Сільвестров, О.В. Шефер // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2003. – №1. – С. 135–142.

93. *Галай В.М.* Ноніусний підхід до побудови математичних моделей складних об’єктів керування / В.М. Галай // Тези доп. Міжнар. наук.-техн. конф. „Інтегровані комп’ютерні технології в машинобудуванні” (ІКТМ 20060). – Харків: ХАІ, 2006. – С. 130.

94. *Галай В.М.* Контроль в’язкості скломаси в зоні витяжки кварцової трубки за параметрами моделі електроприводу / В.М. Галай // Вісник національного технічного університету „ХПІ”. Серія „Електротехніка, електроніка і електропривод” . – Харків: НТУ „ХПІ”, 2005. – №45. – С. 443–455.

95. *Проць Я. І.* Захоплювальні пристрої промислових роботів: Навчальний посібник./ Я. І. Проць – Тернопіль: Тернопільський державний технічний університет ім. І. Пулюя, 2008. – 232 с.

96. *Воротников С. А.* Информационные устройства робототехнических систем / Сергей Анатольевич Воротников. – Москва: НГТУ им. Н. Э. Баумана, 2005. – 383 с.

97. *В. І. Костюк* Робототехніка : підручник / В. І. Костюк, Г. О. Спину, Л. С.Ямпольский, М. М. Ткач. – К. : Вища школа, 1994. – 447 с.

98. *Павленко І. І.* Конструктивно-кінематична структура двозахватних пристроїв промислових роботів / І. І. Павленко, В. А. Мажора // Надійність інструменту та оптимізація технологічних систем : зб. наук. праць. – Краматорськ : ДДМА, 2006. – Вип. 19. – С. 104–109.

99. *Белов А. В.* Программирование ARDUINO. Создаем практические устройства / Александр Владимирович Белов. – Санкт-Петербург: Наука И Техника, 2018. – 272 с.

100. *Белов А. В.* Микроконтроллеры AVR: от азов программирования до создания практических устройств / Александр Владимирович Белов. – Санкт-Петербург: Наука И Техника, 2017. – 544 с. – (2-ое).

101. *Яценко В. С.* От Arduino до Omega: платформы для мейкеров шаг за шагом / Валерий Станиславович Яценко. – Санкт-Петербург: BHV-СПб, 2018. – 304 с.

102. *Момот М. В.* Мобильные роботы на базе Arduino / Михаил Викторович Момот. – Санкт-Петербург: BHV-СПб, 2018. – 336 с.

103. *Улли С.* Программирование микроконтроллерных плат Arduino/Freeduino / Соммер Улли. – Санкт-Петербург: BHV-СПб, 2015. – 256 с.

104. *Блум Д.* Изучаем Arduino: инструменты и методы технического волшебства / Джереми Блум. – Санкт-Петербург: BHV-СПб, 2016. – 336 с.

105. Джозеф Джарратано, Гари Райли Глава 10. Процедурное программирование // «Экспертные системы: принципы разработки и программирование» : Пер. с англ. – М. : 2006. – 779–851 с.

106. OOP vs procedural programming on arduino [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: https://arduino.stackexchange.com/questions/28562/oop-vs-procedural-programming-on-arduino.

107. Функциональное программирование или ООП? [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: https://elisdn.ru/blog/95/functional-vs-oop.

108. Arduino the Object Oriented way [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: https://forum.arduino.cc/index.php?topic=368295.0.

109. Multi-tasking the Arduino - Part 1 [Електронний ресурс]. – 2014. – Режим доступу до ресурсу: https://learn.adafruit.com/multi-tasking-the-arduino-part-1.

110. Multi-tasking the Arduino - Part 2 [Електронний ресурс]. – 2014. – Режим доступу до ресурсу: https://learn.adafruit.com/multi-tasking-the-arduino-part-2.

111. Multi-tasking the Arduino - Part 2 [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: https://learn.adafruit.com/multi-tasking-the-arduino-part-3.

112. Классы и объекты в Arduino [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: http://robotday.ru/2015/04/12/классы-и-объекты-в-arduino/.

113. *Боряк Б. Р.* Інтеграція адаптивного фільтра-предиктора в системі детермінації навколишнього середовища промислових роботів / Б. Р. Боряк // Збірник наукових праць за матеріалами IV Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика» – Полтава, 2018. – С. 15–17.

114. *Боряк Б. Р.* Prediction of aircraft trajectory under heteroscedastic disturbances / Б. Р. Боряк, А. М. Сільвестров, В. В. Луцьо // Збірник тез доповідей XXIV Міжнародної конференції з автоматичного управління «Автоматика-2017» – Київ, 2017р. – С. 48–49.

Додаток А

Реалізація принципу ноніусного нарощування структури в середовищі Simulink

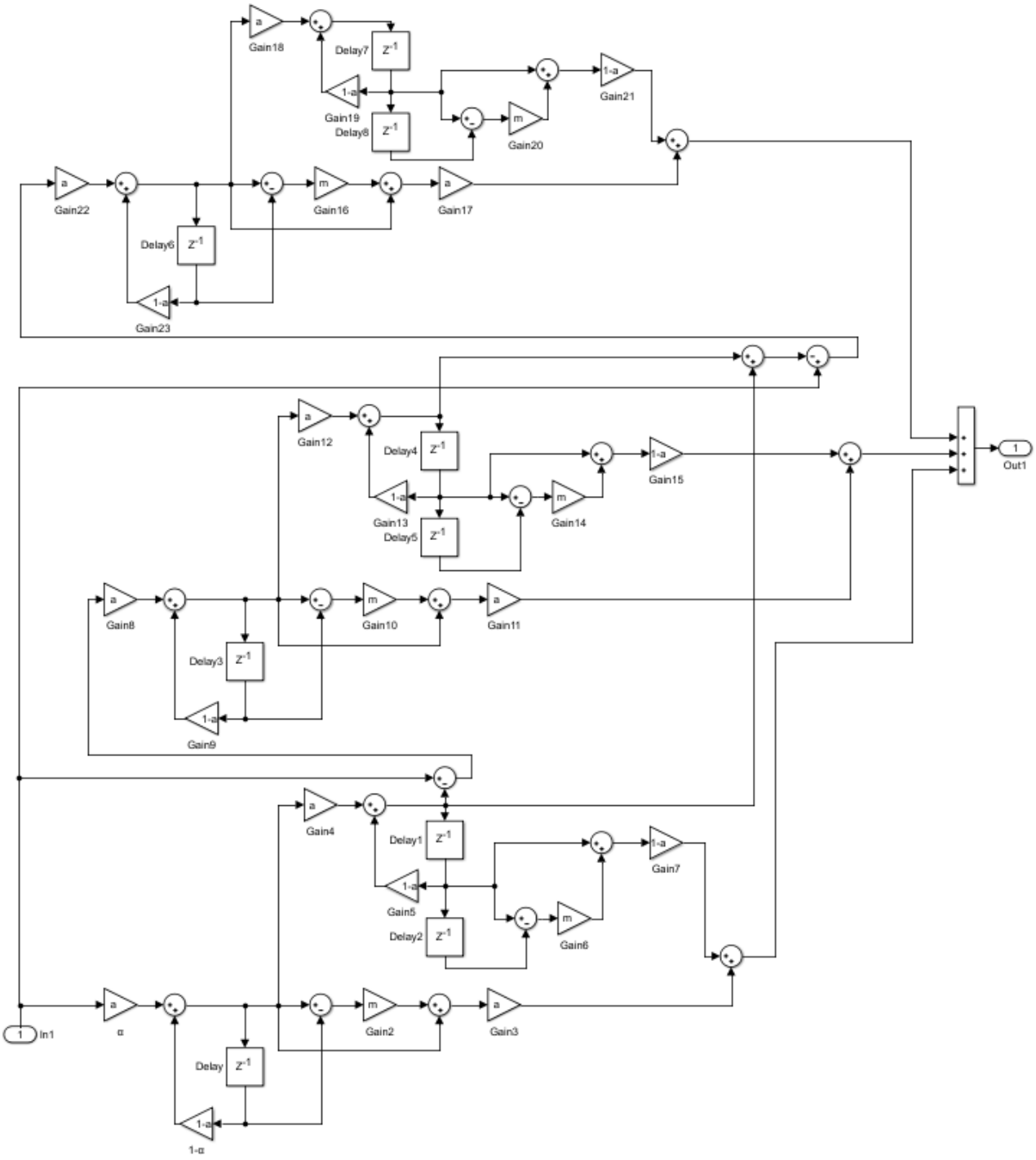


Рис. А.1. Реалізація ноніусного принципу нарощування структури в Simulink

Додаток Б

Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням МНК

```
clear; clc;
Start = cputime;
a=0.1;
global i
i=0;
global m
m=20;
k=1;
t=0; %лічильник кроків для оцінки якості роботи фільтра
et=80;%кількість кроків для оцінки якості фільтрації
n=2000; %кількість точок
% xn=data; %вхідний сигнал взятий із зовнішнього файлу
sigma=0; % задання х-к шуму
rms_err_acc=0.01;
load('sine_var_noise_per_x2.mat'); % завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% [x,xn,sigma_s]=generator_var(k,n,sigma);%функція генератора сигналу
error_rms_filt=0;
error_rms_pred=0;
alpha_c=1;
rms_err_acc_c=5;
for m=2:1:36
   % for alpha_c=1:1:9
   for et=1:1:360
      %        for rms_err_acc_c=1:1:100
      rms_err_acc=rms_err_acc_c/100;
      a=alpha_c/10;
      start_point=3;
      end_point=start_point+et-1;
      rmserr=rms_err_acc+1;
      for j=1:1:m+1
         E1(j)=0;
         E2(j)=0;
         x1(j)=0;
         x2(j)=0;
         x2m(j)=0;
         e11(j)=0;
         e12(j)=0;
         e12m(j)=0;
         e21(j)=0;
         e22(j)=0;
         e22m(j)=0;
         xc(j)=0;
         xc2(j)=0;
         xp(j)=0;
         as=[a,a];
         xpminm(j)=0;
         x_minus_xc2(j)=0;
```

```
    Error_i(j)=0;
    error_filt(j)=0;
    error_pred(j)=0;
end
for i=m+1:1:n
    [x1,x2,x2m]=alpha(a,xn,x1,x2,x2m);
    E1(i)=xn(i)-x2(i);
    [e11,e12,e12m]=alpha(a,E1,e11,e12,e12m);
    xc(i)=x2(i)+e12(i);
    E2(i)=xn(i)-xc(i);
    [e21,e22,e22m]=alpha(a,E2,e21,e22,e22m);
    xc2(i)=xc(i)+e22(i);
    xp(i)=x2m(i)+e12m(i)+e22m(i);
    xpminm(i)=xp(i-m);%прогнозований, затриманий на m кроків сигнал
    x_minus_xc2(i)=x(i)-xc2(i);
    t=t+1;
    if rmserr>rms_err_acc
        if t==et
            vector_i = linspace(start_point,end_point,et);
            vector_xp = xp(start_point:end_point);
            lspf1p = polyfit(vector_i, vector_xp, 1);
            lspv1p = polyval(lspf1p, vector_i);
            err=0;
            for p=1:1:et
                er(p)=sqrt((vector_xp(p)-lspv1p(p))^2);
                err=err+er(p);
                errhist(p)=err;
            end
            rmserr=err/et;
            start_point=start_point+et;
            end_point=end_point+et;
            a=a-0.1*a;
            t=0;
        end
        rmserrhist(i)=rmserr;
    end
    as(i)=a;
    error_pred(i)=error_pred(i-1)+(xpminm(i)-x(i))^2;
    error_filt(i)=error_filt(i-1)+(xc2(i)-x(i))^2;
    if i==n
        %               error_rms_filt(et)=sqrt(error_filt(i)/n);
        %               error_rms_pred(et)=sqrt(error_pred(i)/n);
        error_rms_filt(m,et)=sqrt(error_filt(i)/n);
        error_rms_pred(m,et)=sqrt(error_pred(i)/n);
        %               error_rms_filt(alpha_c, et)=sqrt(error_filt(i)/n);
        %               error_rms_pred(alpha_c, et)=sqrt(error_pred(i)/n);
        %               error_rms_filt(m, rms_err_acc_c)=sqrt(error_filt(i)/n);
        %               error_rms_pred(m, rms_err_acc_c)=sqrt(error_pred(i)/n);
        %               error_rms_filt(et, rms_err_acc_c)=sqrt(error_filt(i)/n);
        %               error_rms_pred(et, rms_err_acc_c)=sqrt(error_pred(i)/n);
        %               error_rms_filt(alpha_c, rms_err_acc_c)=sqrt(error_filt(i)/n);
        %               error_rms_pred(alpha_c, rms_err_acc_c)=sqrt(error_pred(i)/n);
```

```
            t=0;
          end
        end
        disp('e_t:');
        disp(e_t);
        disp('m:');
        disp(m);
        disp('a:');
        disp(a);
        %           disp('alpha_c:');
        %           disp(alpha_c);
        %       %       disp('rms_err_acc_c:');
        %       %       disp(rms_err_acc_c);
    end
end
% figure(1);
% waterfall(error_rms_filt);
% figure(2);
% waterfall(error_rms_pred);
Elapsed = cputime - Start;
disp('Done!');
```

Додаток В

Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням двох контурів фільтрації

```
clear; clc;
Start = cputime;
a_snr=0.05;
k_snr=0.0116;
k_int=1;
global i
i=0;
global m
m=18;
clc;
K=1;
k=2;
t=0; %лічильник кроків для оцінки якості роботи фільтра
et=12;%кількість кроків для оцінки якості фільтрації
n=4941; %кількість точок
load('hc_sr04.mat');
sigma_s=randn(4941,1);
xn=VarName2+sigma_s;%вхідний сигнал взятий із зовнішнього файлу
error_rms_filt=0;
error_rms_pred=0;
% load('lmstest.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% load('sine_var_noise_per_x2.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% load('sine_var_noise_ampl_x2.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного,
шуму)
% load('sine_var_noise_per_x1.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% sigma=0.5; % задання х-к шуму
% [x,xn,sigma_s]=generator_var(k,n,sigma);%функція генератора сигналу
% for m=2:1:36
N=12;
error_sum(1)=0;
% for et=2:1:N
a=0.5;
% for alpha_c=1:1:10
% a=alpha_c/100;
d_a=0.5*a;
a2=a+d_a;
for j=1:1:m+1
    E1(j)=0;
    E2(j)=0;
    Ep(j)=0;
    x1(j)=0;
    x2(j)=0;
    x2m(j)=0;
    e11(j)=0;
    e12(j)=0;
    e12m(j)=0;
```

```
    e21(j)=0;
    e22(j)=0;
    e22m(j)=0;
    xc(j)=0;
    xc2(j)=0;
    xp(j)=0;
    ep(j)=0;
    E1d(j)=0;
    E2d(j)=0;
    Epd(j)=0;
    x1d(j)=0;
    x2d(j)=0;
    x2md(j)=0;
    e11d(j)=0;
    e12d(j)=0;
    e12md(j)=0;
    e21d(j)=0;
    e22d(j)=0;
    e22md(j)=0;
    xcd(j)=0;
    xc2d(j)=0;
    xpd(j)=0;
    epd(j)=0;
    dE(j)=0;%
    E_dif(j)=0;
    E_dif_int(j)=0;
    xpminm(j)=0;
    error_filt(j)=0;
    error_pred(j)=0;
    x_snr(j)=0;
    x_snr_f(j)=0;
    x_snr_fd(j)=0;
    x_snr_fdm(j)=0;
    SNR(j)=0;
end    % задаємо початкові умови таким чином, щоб початкові точки сигналу мали визначені значення (=0)
for i=m+1:1:n       % два контура фільтрації
    [x1,x2,x2m]=alpha(a,xn,x1,x2,x2m); %фільтрація сигналу
    E1(i)=xn(i)-x2(i);  % похибка слідування 1-го порядку + шум
    [e11,e12,e12m]=alpha(a,E1,e11,e12,e12m); % фільтрація похибки слідування 1-го порядку
    xc(i)=x2(i)+e12(i); % компенсації похибки слідування 1-го порядку
    E2(i)=xn(i)-xc(i);  % похибка слідування 2-го порядку + шум
    [e21,e22,e22m]=alpha(a,E2,e21,e22,e22m);
    xc2(i)=xc(i)+e22(i);
    xp(i)=x2m(i)+e12m(i)+e22m(i); % визначення прогнозованого сигналу із компенсацією похибки слідування 2-го порядку
    Ep(i)=abs(xn(i)-xp(i-m));     % визначення похибки прогнозу 1-го котнура із шумами по модулю
    [x1d,x2d,x2md]=alpha(a2,xn,x1d,x2d,x2md); % аналогічні кроки для a2=a+d_a
    E1d(i)=xn(i)-x2d(i);
    [e11d,e12d,e12md]=alpha(a2,E1d,e11d,e12d,e12md);
    xcd(i)=x2d(i)+e12d(i);
    E2d(i)=xn(i)-xcd(i);
```

```
[e21d,e22d,e22md]=alpha(a2,E2d,e21d,e22d,e22md);
xc2d(i)=xcd(i)+e22d(i);
xpd(i)=x2md(i)+e12md(i)+e22md(i);
Epd(i)=abs(xn(i)-xpd(i-m)); % визначення похибки прогнозу 2-го котнура із шумами по модулю
E_dif(i)=Epd(i)-Ep(i);      % різниця між похибками прогнозу 1-го і 2-го контуру
E_dif_int(i)=K*(E_dif_int(i-1)+E_dif(i)); % інтегральне значення у точці і
xpminm(i)=xp(i-m);%прогнозований, затриманий на m кроків сигнал
%           %введення компенсації по збуренню
x_snr(i)=abs(xn(i)-xc2(i));
[x_snr_f, x_snr_fd, x_snr_fdm]=alpha(a_snr,x_snr,x_snr_f, x_snr_fd, x_snr_fdm);
SNR(i)=(xc2(i)/x_snr_f(i))^2;
if i>m+2
   if x_snr_f(i)>x_snr_f(i-1)
      a=a*0.99;
   else
      a=1.01*a;
   end
   d_a=0.5*a;
   a2=a+d_a;
end
%закінчення компенсації по збурюванню
t=t+1; % значення лічильника t
if t==e_t
   %              disp('t:');
   %              disp(t);
   t=0;% обнулення лічильника t
   %              disp('Iteration:');
   %              disp(i);
   %              disp(E_dif_int(i)-E_dif_int(i-e_t));
   if (E_dif_int(i)-E_dif_int(i-e_t))>0
      a=a*0.9;
   else
      a=a*1.1;
   end
   d_a=0.5*a;
   a2=a+d_a;
   if ((a>=1)||(a2>=1))
      a=a*0.9;
      d_a=0.5*a;
      a2=a+d_a;
   end
end
%        error_pred(i)=error_pred(i-1)+(xpminm(i)-x(i))^2;
%        error_filt(i)=error_filt(i-1)+(xc2(i)-x(i))^2;
%    if i==n
%              error_rms_filt(e_t)=sqrt(error_filt(i)/n);
%              error_rms_pred(e_t)=sqrt(error_pred(i)/n);
%              error_rms_filt(m,e_t)=sqrt(error_filt(i)/n);
%              error_rms_pred(m,e_t)=sqrt(error_pred(i)/n);
%                 error_rms_filt(e_t)=sqrt(error_filt(i)/n);
%                 error_rms_pred(e_t)=sqrt(error_pred(i)/n);
%                 t=0;
```

```
    %                 error_sum(et)=error_sum(et-1)+error_rms_filt(et);
    %                 if et==N
    %                     error_rms_filt_mean=error_sum(et)/(N-1);
    %                 end
    %     end
    as(i)=a;
end
%         disp('et:');
%         disp(et);
%         disp('m:');
%         disp(m);
%         disp('a:');
%         disp(a);
%     end
% end
Elapsed = cputime - Start;
disp('Done!');
```

Додаток Г

Код програми реалізації алгоритму адаптації із використанням трьох контурів фільтрації

```
clear; clc;
Start = cputime;
global m
m=18;
global i
i=0;
k_int=1;
K=1;
k=1;
t=0; %лічильник кроків для оцінки якості роботи фільтра
et=36;%кількість кроків для оцінки якості фільтрації
n=2000; %кількість точок
% xn=data; %вхідний сигнал взятий із зовнішнього файлу
error_rms_filt=0;
error_rms_pred=0;
load('sine_var_noise_per_x2.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% load('sine_var_noise_ampl_x2.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного,
шуму)
% load('sine_var_noise_per_x1.mat');%завантаження матриць сигналів (вхідного, корисного, шуму)
% sigma=0.5; % задання х-к шуму
% [x,xn,sigma_s]=generator_var(k,n,sigma);%функція генератора сигналу
for m=2:1:36
    for et=2:1:360
        S.C1.a=0.5;
        current='C1';
        over='C2';
        under='C3';
        d_a=0.1*S.C1.a;
        S.C2.a=S.C1.a+d_a;
        S.C3.a=S.C1.a-d_a;
        for j=1:1:m+1
            S.C1.E1(j)=0;%
            S.C1.E2(j)=0;
            S.C1.Ep(j)=0;
            S.C1.sx.x1(j)=0;
            S.C1.sx.x2(j)=0;
            S.C1.sx.x2m(j)=0;
            S.C1.se1.e11(j)=0;
            S.C1.se1.e12(j)=0;
            S.C1.se1.e12m(j)=0;
            S.C1.se2.e21(j)=0;
            S.C1.se2.e22(j)=0;
            S.C1.se2.e22m(j)=0;
            S.C1.xc(j)=0;
            S.C2.xc(j)=0;
            S.C1.xp(j)=0;
```

```
        S.C1.ep(j)=0;

        S.C2.E1(j)=0;%
        S.C2.E2(j)=0;
        S.C2.Ep(j)=0;
        S.C2.sx.x1(j)=0;
        S.C2.sx.x2(j)=0;
        S.C2.sx.x2m(j)=0;
        S.C2.se1.e11(j)=0;
        S.C2.se1.e12(j)=0;
        S.C2.se1.e12m(j)=0;
        S.C2.se2.e21(j)=0;
        S.C2.se2.e22(j)=0;
        S.C2.se2.e22m(j)=0;
        S.C2.xc(j)=0;
        S.C2.xp(j)=0;
        S.C2.xc2(j)=0;
        S.C2.ep(j)=0;

        S.C3.E1(j)=0;%
        S.C3.E2(j)=0;
        S.C3.Ep(j)=0;
        S.C3.sx.x1(j)=0;
        S.C3.sx.x2(j)=0;
        S.C3.sx.x2m(j)=0;
        S.C3.se1.e11(j)=0;
        S.C3.se1.e12(j)=0;
        S.C3.se1.e12m(j)=0;
        S.C3.se2.e21(j)=0;
        S.C3.se2.e22(j)=0;
        S.C3.se2.e22m(j)=0;
        S.C3.xc(j)=0;
        S.C3.xc2(j)=0;
        S.C3.xp(j)=0;
        S.C3.ep(j)=0;

        E_dif(j)=0;%
        E_dif_int(j)=0;

        E_dif_1(j)=0;%
        E_dif_int_1(j)=0;

        E_dif_2(j)=0;%
        E_dif_int_2(j)=0;

        error_pred(j)=0;
        error_filt(j)=0;
    end     % задаємо початкові умови таким чином, щоб початкові точки сигналу мали визначені
значення (=0)
    for i=m+1:1:n       % три контура фільтрації
        [S.C1]=non_str_loop(xn, S.C1);
        [S.C2]=non_str_loop(xn, S.C2);
```

```
[S.C3]=non_str_loop(xn, S.C3);

E_dif(i)=S.(over).Ep(i)-S.(under).Ep(i);     % різниця між похибками прогнозу over і under контуру
E_dif_int(i)=k*(E_dif_int(i-1)+E_dif(i)); % інтегральне значення у точці і

E_dif_1(i)=S.(over).Ep(i)-S.(current).Ep(i);     % різниця між похибками прогнозу over і current контуру
E_dif_int_1(i)=k*(E_dif_int_1(i-1)+E_dif_1(i)); % інтегральне значення у точці і

E_dif_2(i)=S.(current).Ep(i)-S.(under).Ep(i);     % різниця між похибками прогнозу current і under контуру
E_dif_int_2(i)=k*(E_dif_int_2(i-1)+E_dif_2(i)); % інтегральне значення у точці і

xpminm(i)=S.(current).xp(i-m);%прогнозований, затриманий на m кроків сигнал
t=t+1; % значення ліцильника t
if t==e_t
   t=0;% обнулення лічильника t
   %              disp('Iteration:');
   %              disp(i);
   %              disp(E_dif_int(i)-E_dif_int(i-e_t));
   %              disp(E_dif_int_1(i)-E_dif_int_1(i-e_t));
   %              disp(E_dif_int_2(i)-E_dif_int_2(i-e_t));
   if (((E_dif_int(i)-E_dif_int(i-e_t))>0)&&((E_dif_int_1(i)-E_dif_int_1(i-e_t))>0))
      buf=current;
      current=under;
      under=buf;
      d_a=S.(current).a*0.1;
      S.(over).a=S.(current).a+d_a;
      S.(under).a=S.(current).a-d_a;
   elseif ((E_dif_int(i)-E_dif_int(i-e_t))<0)&&((E_dif_int_2(i)-E_dif_int_2(i-e_t))<0)
      buf=current;
      current=over;
      over=buf;
      d_a=S.(current).a*0.1;
      S.(over).a=S.(current).a+d_a;
      S.(under).a=S.(current).a-d_a;
   end
end
if ((S.(over).a>=1)||(S.(under).a>=1)||(S.(current).a>=1))
   buf=current;
   current=under;
   under=buf;
   d_a=S.(current).a*0.1;
   S.(over).a=S.(current).a+d_a;
   S.(under).a=S.(current).a-d_a;
end
as(i)=S.(current).a;
error_pred(i)=error_pred(i-1)+(xpminm(i)-x(i))^2;
error_filt(i)=error_filt(i-1)+(S.(current).xc2(i)-x(i))^2;
%           if i==n
%               error_rms_filt=sqrt(error_filt(i)/n);
```

```
            %               error_rms_pred=sqrt(error_pred(i)/n);
            %           end
            if i==n
                %       error_rms_filt(e_t)=sqrt(error_filt(i)/n);
                %       error_rms_pred(e_t)=sqrt(error_pred(i)/n);
                error_rms_filt(m,e_t)=sqrt(error_filt(i)/n);
                error_rms_pred(m,e_t)=sqrt(error_pred(i)/n);
                t=0;
            end
        end
        disp('e_t:');
        disp(e_t);
        disp('m:');
        disp(m);
        disp('a:');
        disp(S.(current).a);
    end
end
Elapsed = cputime - Start;
disp('Done!');
```

Додаток Д

Код програми реалізації адаптивних LMS фільтрів

```
clear; clc;
mu = 0.01;          % Set the step size for algorithm updating.
N=11;
for mu_int=2:1:N
   error_sum(1)=0;
   error_filt(1)=0;
   mu=(mu_int-1)/100;
   sigma_s=randn(1000,1);
   x = sin(0.005*pi*[0:2000-1]');
   noise = randn(2000,1);
   nfilt = fir1(11,0.4); % Eleventh order lowpass filter
   fnoise = filter(nfilt,1,noise); % Correlated noise data
   xn = x + fnoise;
   coeffs = nfilt.' -0.01; % Set the filter initial conditions.
   lms = dsp.LMSFilter(12,'Method','Sign-Sign LMS','StepSize',mu,'InitialConditions',coeffs);
   [~,e] = lms(noise,xn);
   L = 2000;
   plot(0:L-1,x(1:L),0:L-1,e(1:L), 0:L-1,xn(1:L));
   title('Noise Cancellation by the Sign-Sign Algorithm');
   legend('Actual Signal','Result of Noise Cancellation','Location','NorthEast');
   for i=2:1:L
      error_filt(i)=error_filt(i-1)+(x(i)-e(i))^2;
      if i==L
         error_rms_filt(mu_int)=sqrt(error_filt(i)/L);
      end
   end
   error_sum(mu_int)=error_sum(mu_int-1)+error_rms_filt(mu_int);
   if mu_int==N
      error_rms_filt_mean=error_sum(mu_int)/(N-1);
   end
end
disp('Done!');
```

Додаток Е

Акт про використання результатів дисертаційної роботи

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Декан факультету
електроенерготехніки та автоматики,
д-р. техн. наук, професор

_____ О.С. Яндульський

«14» Вересня 2018 р.

А К Т
про використання результатів
дисертаційної роботи Боряка Богдана Радиславовича
« Ноніусний адаптивний фільтр – предикатор - компенсатор запізнення
в системах керування технологічними процесами»

в навчальному процесі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» у вигляді нових підрозділів «Адаптивні оптимальні фільтри-екстраполятори електричних сигналів електротехнологічних процесів» загально інженерних і спеціальних дисциплін «Електротехніка», «Теоретичні основи електротехніки», де розглядаються задачі фільтрації, згладжування і екстраполяції корисних електричних сигналів, що вимірюється у суміші з випадковими нестаціонарними шумами.

На основі принципу відповідності характеристик фільтра-компенсатора запізнення характеристикам процесу, що прогнозується, а саме – природної гладкості (неперервності за похідними) детермінованої складової сигналу і випадкових похибок вимірювання, розроблено, досліджено і запропоновано до використання в науково-дослідній держбюджетній темі «Методи та засоби структурно-параметричної ідентифікації електротехнічних систем технологічної лінії з виробництва вітчизняного кабелю з полімерною ізоляцією на надвисокі напруги» в електротехнічному комплексі з виробництва вітчизняного кабелю з полімерною ізоляцією на надвисокі напруги, а саме: в процесі управління блоком екструдерів з метою забезпечення бажаної товщини ізоляції кабелю за її вимірами із запізненням.

Розроблена Р.Боряком ноніусна, адаптивна до не стаціонарності випадкових збурень модифікація методу експоненційного згладжування Р.Брауна дозволяє без похибки слідування виділяти і прогнозувати детерміновану складову виміряного сигналу, зокрема, товщину ізоляції кабелю в процесі її нанесення на струмопровідну жилу.

Завідувач кафедри
теоретичної електротехніки,
д-р. техн. наук, професор _____ М.Я.Островерхов

Додаток Є

Код програми реалізації адаптивного фільтра-предиктора в середовищі Arduino IDE

```
#include <NewPing.h>

NewPing sonar(8,7,400);

float a = 0.1, da;
float xn;

const int e_t=5; // кількість значень, що використовуються для оцінювання якості прогнозування
const int m=20; // кількість кроків прогнозування

unsigned int k; // загальний лічильник кроків

void shift (float arr[3]){
  arr[2] = arr[1];
  arr[1] = arr[0];
}

class Result {
  public:
  float dest;
  float m_est;
};

class Exp_Filter {
  private:
  float prev_est;
  public:
  float alpha;
  float est;
  Exp_Filter::Exp_Filter () {
    alpha = a;
    prev_est = 0;
  }
  float estimate (float x){
     est = alpha*x+(1-alpha)*prev_est;
     prev_est=est;
     return est;
  }
};

class Des_Filter {
  public:
  Exp_Filter ef1;
  Exp_Filter ef2;
  float est [3];
  float dest [3];
  float pred;
```

```
  float alpha;
  Result res;
  Des_Filter::Des_Filter () {
    for (int i=0; i<3; i++){
      est[i] = 0;
      dest[i] = 0;
    }
    set_alpha(a);
//    alpha = a;
  }
  Result estimate (float x, int m){
    est[0] = ef1.estimate(x);
    dest[0] = ef2.estimate(est[0]);
    pred = alpha*(est[0]+m*(est[0]-est[1]))+(1-alpha)*(dest[1]+m*(dest[1]-dest[2]));
    res.m_est = pred;
    res.dest = dest[0];
    shift (est);
    shift (dest);
    return res;
  }

  void set_alpha (float a){
    alpha = a;
    ef1.alpha = a;
    ef2.alpha = a;
  }

};

class Nonius_Filter {
  public:
  Des_Filter desf1;
  Des_Filter desf2;
  Des_Filter desf3;
  float xf;
  float xc;
  float xc2;
  float xp;
  float xp2;
  float e1;
  float e2;
  float e1f;
  float e2f;
  float e1p;
  float e2p;
  Result res;
  Result estimate (float x, int m) {
    desf1.estimate(x,m);
    xf = desf1.res.dest;
    xp = desf1.res.m_est;
    e1 = x-xf;
    desf2.estimate(e1,m);
```

```
    e1f = desf2.res.dest;
    e1p = desf2.res.m_est;
    xc = xf+e1f;
    e2 = x-xc;
    desf3.estimate(e2,m);
    e2f = desf3.res.dest;
    e2p = desf3.res.m_est;
    xc2 = xc+e2f;
    xp2 = xp+e1p+e2p;
    res.dest = xc2;
    res.m_est = xp2;
    return res;
  }
};

class Estimation {
  public:
  int j=0; //лічильник, який визначає індекс комірки масиву, куди записуються похибки прогнозу
  int b=0; //лічильник, яке обирає прогнозоване значення для порівняння із поточним
  float arr_m[m]; // масив прогнозованих значень
  float rms_error_sum;
  float arr_e_t[e_t]; // масив значень, що використовують для оцінки якості прогнозування
  float rms_error_def(){
    if (k>=m){
      arr_e_t[j] = abs(xn-arr_m[b]);
      b++;
      j++;
      if (b==m){
        b=0;
      }
      if (j==e_t){
        j=0;
      }
  }
  }
};

class Adaptive_Filter {
  public:
  Nonius_Filter nonf1;
  Nonius_Filter nonf2;
  Estimation loop_1;
  Estimation loop_2;
  float xf;
  float xp;
  float xf1;
  float xp1;
  float a2;
  int c=0; // лічильник, який визначає індекс комірки масиву, куди записуються прогнозовані
значення
  float dif_error;
  Result res;
```

```
Adaptive_Filter::Adaptive_Filter(){
  set_alpha(a);
}
Result estimate (float x, int m) {
  nonf1.estimate (x,m);
  nonf2.estimate (x,m);
  xf = nonf1.res.dest;
  xp = nonf1.res.m_est;
  xf1 = nonf2.res.dest;
  xp1 = nonf2.res.m_est;
  res.dest = xf;
  res.m_est = xp;
  loop_1.arr_m[c] = xp;
  loop_2.arr_m[c] = xp1;
  c++;
  if (c==m){
    c=0;
  }
  if (k>=m){
    loop_1.rms_error_def();
    loop_2.rms_error_def();
    if (loop_1.j==0 && loop_2.j==0){
      for (int i=0; i<e_t; i++){
        dif_error=dif_error+(loop_1.arr_e_t[i]-loop_2.arr_e_t[i]);
      }
      if (dif_error<0){
        a=0.9*a;
      }
      if (dif_error>0){
        a=1.1*a;
      }
      if (a>=1 || a<=0.005){
        a=0.5; // захист від a>=1;
      }
      set_alpha(a);
      dif_error=0;
    }
  }
  return res;
}
void set_alpha(float a) {
  da = 0.25*a;
  a2 = a+da;
  nonf1.desf1.alpha = a;
  nonf1.desf2.alpha = a;
  nonf1.desf3.alpha = a;
  nonf1.desf1.set_alpha(a);
  nonf1.desf2.set_alpha(a);
  nonf1.desf3.set_alpha(a);
  nonf2.desf1.alpha = a2;
  nonf2.desf2.alpha = a2;
  nonf2.desf3.alpha = a2;
```

```
    nonf2.desf1.set_alpha(a2);
    nonf2.desf2.set_alpha(a2);
    nonf2.desf3.set_alpha(a2);
  }
};

Adaptive_Filter filt;

void setup() {
 Serial.begin(9600);
}

void loop() {
 xn = sonar.ping_cm();
 if (xn<=400 && xn>=0){
  filt.estimate(xn,m);
  Serial.println(filt.res.dest);
k++;
 }
}
```